



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - KS 141501

**PREDIKSI NILAI WARNA LARUTAN (ICUMSA)
DAN BESAR JENIS BUTIR (BJB) UNTUK
MENENTUKAN KUALITAS GULA
BERDASARKAN METODE SUPPORT VECTOR
MACHINE
(STUDI KASUS: PT. PABRIK GULA RAJAWALI
I SURABAYA)**

***PREDICTION OF THE VALUE OF SOLAR
COLOR (ICUMSA) AND GREAT TYPE OF BULB
(BJB) FOR DETERMINING SUGAR QUALITY
BASED ON SUPPORT VECTOR MACHINE
METHOD
(CASE STUDY: PT PABRIK GULA RAJAWALI I
SURABAYA)***

Ria Widiya Ariani
NRP 5214100066

Dosen Pembimbing
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018

TUGAS AKHIR - KS 141501

**PREDIKSI NILAI WARNA LARUTAN (ICUMSA)
DAN BESAR JENIS BUTIR (BJB) UNTUK
MENENTUKAN KUALITAS GULA
BERDASARKAN METODE SUPPORT VECTOR
MACHINE
(STUDI KASUS: PT. PABRIK GULA RAJAWALI I
SURABAYA)**

**Ria Widiya Ariani
NRP 05214100066**

**Dosen Pembimbing
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.**

**DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018**

Final Project - KS 141501

***PREDICTION THE VALUE OF SOLAR COLOR
(ICUMSA) AND GREAT TYPE OF BULB (BJB)
FOR DETERMINING SUGAR QUALITY BASED
ON SUPPORT VECTOR MACHINE METHOD
(CASE STUDY: PT RAJAWALI I SURABAYA)***

Ria Widiya Ariani
NRP 05214100066

Supervisor
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

Information System Department
Faculty of Information Technology and Communication
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018

LEMBAR PENGESAHAN

PREDIKSI NILAI WARNA LARUTAN (ICUMSA) DAN BESAR JENIS BUTIR (BJB) UNTUK MENENTUKAN KUALITAS GULA BERDASARKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (STUDI KASUS: PT. PABRIK GULA RAJAWALI I SURABAYA

TUGAS AKHIR

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada

Departemen Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

RIA WIDIYA ARIANI
NRP 5214100066

Surabaya, Januari 2018

Plh Ketua
Departemen Sistem Informasi

Edwin Riksakomara, S.Kom, MT.
NIP 196907252003121001

LEMBAR PERSETUJUAN

PREDIKSI NILAI WARNA LARUTAN (ICUMSA) DAN BESAR JENIS BUTIR (BJB) UNTUK MENENTUKAN KUALITAS GULA BERDASARKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (STUDI KASUS: PT. PABRIK GULA RAJAWALI I SURABAYA)

TUGAS AKHIR

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada


Departemen Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

RIA WIDIYA ARIANI
NRP 5214100066

Disetujui Tim Penguji : Tanggal Ujian : 15 Januari 2018
Periode Wisuda : Maret 2018

Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.


(Pembimbing I)

Ahmad Mukhlason, S.Kom, M.Sc.


(Penguji I)

Faizal Mahananto, S.Kom, M.Eng, Ph.D


(Penguji II)

**PREDIKSI NILAI WARNA LARUTAN (ICUMSA) DAN
BESAR JENIS BUTIR (BJB) UNTUK MENENTUKAN
KUALITAS GULA BERDASARKAN METODE
SUPPORT VECTOR MACHINE
(STUDI KASUS: PT. PABRIK GULA RAJAWALI I
SURABAYA)**

Nama Mahasiswa : Ria Widiya Ariani
NRP : 5214100066
Jurusan : Sistem Informasi FTIK-ITS
Dosen Pembimbing I : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

ABSTRAK

Gula merupakan salah satu komoditas yang sering kita temui dalam kehidupan sehari-hari. Gula biasa dimanfaatkan untuk menambah cita rasa manis pada makanan atau minuman. Penggunaan gula tidak hanya oleh rumah tangga namun juga banyak digunakan di bidang industri, khususnya industri di bidang makanan dan minuman. Mengingat penggunaan gula baik di rumah tangga atau industri, tidak heran jika jumlah konsumsi gula di Indonesia juga besar. Sebagai bahan untuk membuat produk makanan atau minuman yang akan dikonsumsi oleh masyarakat, gula yang dipergunakan tentunya perlu memenuhi standar kualitas atau mutu tertentu agar layak untuk dikonsumsi. Untuk itu, pemerintah melalui Badan Standardisasi Nasional telah mengatur standar mengenai kualitas gula.

PT. PG Rajawali I Surabaya merupakan salah satu pabrik yang memproduksi gula. Untuk dapat melakukan pengujian kualitas gula, perusahaan memerlukan pihak ketiga yang berlokasi diluar Surabaya. Hal ini menyebabkan perusahaan mengalami kesulitan untuk melakukan pengujian kualitas gula yaitu berupa permasalahan biaya yang mahal dan waktu yang dibutuhkan untuk pengujian lama.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, perusahaan dapat melakukan prediksi kualitas gula mereka sendiri. Karena dapat

dilakukan sendiri, waktu yang dibutuhkan bisa menjadi lebih singkat sehingga bisa segera dilakukan evaluasi jika hasil produksi kualitasnya rendah. Melalui penelitian tugas akhir ini, metode Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk memprediksi kualitas gula yang dihasilkan di PT. PG Rajawali I Surabaya. SVM merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi dengan mencari nilai hyperplane dari data-data yang ada. Nilai prediksi dapat dioptimumkan dengan mengatur parameter-parameter yang mempengaruhi prediksi. Model terbaik untuk data training ditentukan berdasarkan nilai root mean square error (RMSE) dan absolute error dari hasil prediksi. Namun model terbaik untuk testing ditentukan berdasarkan nilai MAPE yang dihasilkan.

Pada penelitian ini, terdapat tiga jenis kualitas gula yang dihasilkan yaitu GKP 1, GKP 2, dan gula yang tidak termasuk kedalam GKP 1 atau GKP 2 (undefined). Untuk menentukan kualitas gula tersebut, proses produksi sangat berpengaruh. Dimana pada masing-masing proses produksi terdapat beberapa parameter yang perlu dipenuhi agar gula tersebut bisa menghasilkan kualitas yang sesuai standar.

Model terbaik untuk data testing warna larutan (ICUMSA) yang memberikan MAPE terbaik adalah menggunakan kernel Radial, $C=18.65$, $\gamma=0.045$ dengan MAPE 31% yang termasuk kategori cukup baik. Model terbaik untuk data testing BJB menghasilkan MAPE sebesar 8% termasuk kategori sangat baik. Untuk kernel Dot nilai $C=1$ dan kernel Radial $C=0.675$ serta $\gamma=8.65$. Sedangkan hasil akurasi klasifikasi kualitas gula terbaik adalah sebesar 73.33% dengan menggunakan kernel Dot.

Kata Kunci : kualitas gula, support vector machine, prediksi, parameter, klasifikasi

***PREDICTION THE VALUE OF SOLAR COLOR
(ICUMSA) AND GREAT TYPE OF BULB (BJB) FOR
DETERMINING SUGAR QUALITY BASED ON
SUPPORT VECTOR MACHINE METHOD
(CASE STUDY: PT RAJAWALI I SURABAYA)***

Student Name	: Ria Widiya Ariani
SIDN	: 5214100066
Department	: Information System FTIK-ITS
Supervisor I	: Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

ABSTRACT

Sugar is one of commodity that we use everyday in our life. Sugars are used to add sweet taste to foods or drinks. The use of sugar is not only by household but also widely used in industry, especially industry in foods and beverages. Given the use of sugar either in the household or industry, do not be surprised if the amount of sugar consumption in Indonesia is also large. As an ingredient to make foods or beverage products that will be consumed by the customers, sugar must have certain quality or quality standards to be worth consuming. To ensure this condition, the government through the National Standardization Agency has set the standard on the quality of sugar.

PT. PG Rajawali I Surabaya is one of the sugar producing factories. To be able to test the quality of sugar, the company requires a third party located outside of Surabaya. This causes the company to have difficulty to conduct sugar quality testing that is in the form of expensive cost problems and the time required for the old test.

To solve these problems, companies can make predictions of their own sugar quality. Because it can be done alone, the time required can be shortened so that the evaluation can be done immediately if the quality of production is low. Through this final project, Support Vector Machine (SVM) method is used to

predict the quality of sugar produced at PT. PG Rajawali I Surabaya. SVM is one method that can be used to make predictions by finding the value of hyperplane from existing data. Predicted values can be optimized by setting parameters that affect predictions. The best model for training data is determined based on the root mean square error (RMSE) and the absolute error value of the predicted result. However the best model for testing is determined based on the resulting MAPE value.

In this research, there are three types of quality of sugar produced are GKP 1, GKP 2, and sugar which is not included into GKP 1 or GKP 2 (undefined). To determine the quality of sugar, the production process is very influential. Where in each production process there are several parameters that need to be met so that the sugar can produce the appropriate quality standard.

The best model for color solution testing (ICUMSA) which gives the best MAPE is using Radial kernel, $C = 18.65$, $\gamma = 0.045$ with MAPE 31% which is good enough category. The best model for BJB data testing yields 8% MAPE including excellent category. For Dot kernel value $C = 1$ and Radial kernel $C = 0.675$ and $\gamma = 8.65$. While the best quality classification accuracy is 73.33% by using Dot kernel kernel.

Keyword : sugar quality, support vector machine, prediction, parameter, classification

KATA PENGANTAR

Rasa syukur saya ucapkan kepada Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunianya, sehingga Tugas Akhir dengan judul **PREDIKSI NILAI WARNA LARUTAN (ICUMSA) DAN BESAR JENIS BUTIR (BJB) UNTUK MENENTUKAN KUALITAS GULA BERDASARKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (STUDI KASUS: PT. PABRIK GULA RAJAWALI I SURABAYA)** dapat selesai dengan baik dan tepat waktu.

Tak lupa penulis juga mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu penulis selama menempuh pendidikan di Departemen Sistem Informasi ini, diantaranya:

- Kepada Rifa'i dan Kaulah selaku kedua orang tua penulis dan seluruh anggota keluarga penulis yang senantiasa mendoakan dan memberikan dukungan kepada penulis.
- Kepada Ibu Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom. selaku dosen pembimbing, penulis mengucapkan terima kasih sebanyak-banyaknya atas bimbingan dan kesabarannya hingga Tugas Akhir ini dapat terselesaikan.
- Kepada Bapak Ahmad Mukhlason dan Faizal Mahananto S.Kom., M.Eng., Ph.D. selaku dosen penguji 1 dan dosen penguji 2, penulis juga mengucapkan terima kasih atas kesediannya memberikan masukan, kritik, dan sarannya kepada penelitian ini.
- Kepada Bapak Faisal Johan Atletiko selaku dosen wali penulis yang telah membimbing penulis selama masa studi di Departemen Sistem Informasi ITS.
- Kepada sahabat-sahabat saya Dian Reny Auditiasofa, Fitya Ainiqolbi, Mas Amaliyah, Nilam Cahya Nafiah, Nishrina Dini, dan Redty Yaniari yang selalu memberikan semangat dan mendengarkan keluh kesah penulis.
- Kepada sahabat-sahabat saya Erma Maulina Q.A, Hiqma Lovenya Janalasika, Niken Dwi Trisnaningati, dan Trishna Fadea D.N yang selalu memberikan dukungan dalam berbagai hal dan berbagi keceriaan selama 3.5 tahun ini.

- Kepada dosen, staff, dan karyawan di Departemen Sistem Informasi ITS yang telah memberikan ilmu dan bantuannya secara langsung ataupun tidak kepada penulis.
- Dan kepada pihak-pihak lain yang belum bisa penulis sebutkan pada buku ini.

Penulis menyadari bahwa masih terdapat kekurangan-kekurangan atas hasil Tugas Akhir ini. Karena itu, penulis berharap dapat dilakukan penelitian lebih lanjut oleh para peneliti yang lain terkait topik yang diangkat oleh penulis dalam Tugas Akhir ini. Sehingga bisa didapatkan hasil yang lebih baik kedepannya.

Semoga penelitian Tugas Akhir ini dapat menjadi hasil penelitian yang bermanfaat bagi para akademisi khususnya di departemen Sistem Informasi ITS.

Surabaya, Januari 2018

Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	vii
LEMBAR PERSETUJUAN	ix
ABSTRAK	x
ABSTRACT	xii
KATA PENGANTAR.....	xiv
DAFTAR ISI	xvi
DAFTAR GAMBAR.....	xix
DAFTAR TABEL	xxi
DAFTAR LAMPIRAN	xxiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan permasalahan	5
1.3. Batasan Permasalahan	5
1.4. Tujuan.....	5
1.5. Manfaat.....	6
1.6. Relevansi	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Studi Sebelumnya	7
2.2 Dasar Teori	9
2.2.1. Gula Kristal Putih.....	9
2.2.2. Proses Produksi Gula Kristal Putih	10
2.2.3. Kriteria Kualitas Gula Kristal Putih	12
2.2.4. Standar Parameter Proses	16
2.2.5. Support Vector Machine	18
2.2.6. Grid Search.....	24
2.2.7. Genetika Algoritma (GA).....	24
2.2.8. Evaluasi Hasil.....	24
BAB III METODOLOGI	27
3.1. Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir.....	27
3.1.1. Identifikasi permasalahan.....	28
3.1.2. Studi literatur.....	28
3.1.3. Menentukan metode penelitian.....	28
3.1.4. Mengumpulkan data	28
3.1.5. Pra-processing data.....	29
3.1.6. Menentukan parameter pengujian	29
3.1.7. Membangun model support vector machine ..	29

3.1.8. Menentukan parameter optimum	30
3.1.9. Melakukan prediksi.....	30
3.1.10. Mengklasifikasikan hasil prediksi warna larutan (ICUMSA) dan BJB	30
3.1.11. Mengklasifikasikan kualitas gula	31
3.1.12. Evaluasi hasil klasifikasi	31
3.1.13. Penarikan kesimpulan	31
3.1.14. Penyusunan laporan tugas akhir	31
BAB IV PERANCANGAN	33
4.1. Tahap Pre-Processing Data	33
4.1.1. Penanganan <i>missing value</i> data	33
4.1.2. Import data pada Rapidminer.....	35
4.2. Tahap Penyusunan Model pada Rapidminer.....	38
4.2.1. Perancangan data training warna larutan (ICUMSA) dan BJB.....	39
4.2.2. Perancangan data testing warna larutan (ICUMSA) dan BJB	50
4.2.3. Perancangan klasifikasi warna larutan (ICUMSA) dan BJB dan kualitas gula.....	52
BAB V IMPLEMENTASI.....	55
5.1. Penentuan Parameter	55
5.2. Penentuan Parameter Optimum.....	55
5.2.1. Data Training 80%:20%	56
5.2.2. Data Training 60%:20%	60
5.3. SVM Genetika Algoritma (GA).....	64
5.3.1. Data Training 80%:20%	65
5.3.2. Data Training 60%:40%	66
BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN	67
6.1. Hasil Prediksi	67
6.1.1. <i>Grid search</i> : data 80%:20%	67
6.1.2. <i>Grid search</i> : data 60%:40%	68
6.1.3. Genetika Algoritma: data 80%:20%	71
6.1.4. Genetika Algoritma: data 60%:40%	76
6.2. Evaluasi Hasil Prediksi Warna Larutan (ICUMSA) dan BJB	81
6.3. Klasifikasi Hasil Prediksi Warna Larutan (ICUMSA) dan BJB	82

6.4. Evaluasi Hasil Klasifikasi Warna Larutan (ICUMSA) dan BJB.....	83
6.3.1. <i>Grid search</i> : data 80%:20%	83
6.3.2. <i>Grid search</i> : data 60%:40%	84
6.3.3. Genetika Algoritma: data 80%:20%	86
6.3.4. Genetika Algoritma: data 60%:40%	87
6.5. Klasifikasi Kualitas Gula.....	90
6.6. Evaluasi Hasil Klasifikasi Kualitas Gula.....	91
BAB VII PENUTUP	95
7.1. Kesimpulan.....	95
7.2. Saran	96
DAFTAR PUSTAKA.....	99
BIODATA PENULIS.....	103
LAMPIRAN A : DATA AKTUAL.....	A-1
LAMPIRAN B : HASIL PREDIKSI SVM GRID SEARCH DAN KLASIFIKASI BJB DAN ICUMSA.....	B-1
LAMPIRAN C : DATA HASIL PREDIKSI DAN KLASIFIKASI SVM GA	C-1
LAMPIRAN D : DATA HASIL KLASIFIKASI KUALITAS GULA.....	D-1
LAMPIRAN E : CONTOH HASIL PERHITUNGAN PREDIKSI SVM	E-1

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Jumlah Impor Gula Nasional	2
Gambar 2. 1 Parameter Proses untuk Prediksi ICUMSA	16
Gambar 2. 2 Parameter Proses untuk Prediksi BJB	16
Gambar 2. 3 Klasifikasi dengan Metode SVM[25]	19
Gambar 2. 4 Proses perhitungan SVM	22
Gambar 3. 1 Metodologi penelitian	27
Gambar 4. 1 Langkah penggunaan fitur <i>Replace Missing Value</i> pada SPSS	33
Gambar 4. 2 Pengaturan <i>Replace Missing Value</i> pada SPSS	34
Gambar 4. 3 Penanganan <i>Missing Value</i> dengan SPSS	35
Gambar 4. 4 Fitur Add Data pada Rapidminer	36
Gambar 4. 5 Kotak dialog pemilihan data yang akan diimpor pada Rapidminer	36
Gambar 4. 6 Pengaturan format kolom data pada Rapidminer	37
Gambar 4. 7 Pengaturan lokasi penyimpanan data yang diimpor pada Rapidminer	38
Gambar 4. 8 Hasil impor data pada Rapidminer	38
Gambar 4. 9 Operator-operator pada Rapidminer	39
Gambar 4. 10 Operator <i>retrieve data</i>	40
Gambar 4. 11 Operator <i>optimize parameters (grid)</i>	40
Gambar 4. 12 Operator cross validation	41
Gambar 4. 13 Pengaturan cross validation	41
Gambar 4. 14 Opeator <i>Apply Model</i> dan <i>Write Model</i>	42
Gambar 4. 15 Pengaturan operator <i>write model</i>	42
Gambar 4. 16 Pengaturan operator <i>performance (regression)</i>	43
Gambar 4. 17 Operator <i>support vector machine</i>	44
Gambar 4. 18 Pengaturan operator SVM	44
Gambar 4. 19 Pengaturan <i>optimize parameters (grid)</i>	45
Gambar 4. 20 Pemilihan parameter untuk dioptimasi	45
Gambar 4. 21 Pengaturan jenis kernel	46
Gambar 4. 22 Pengaturan parameter C	46
Gambar 4. 23 Pengaturan parameter gamma	47
Gambar 4. 24 Proses/layer 1 SVM grid search	47
Gambar 4. 25 Proses/layer 2 SVM grid search	48

Gambar 4. 26 Proses/layer 3 SVM <i>grid search</i>	48
Gambar 4. 27 Operator <i>retrieve data</i>	48
Gambar 4. 28 Operator <i>optimize selection</i>	49
Gambar 4. 29 Proses/layer 1 model SVM GA	49
Gambar 4. 30 Proses/layer 2 model SVM GA	50
Gambar 4. 31 Proses/layer 3 model SVM GA	50
Gambar 4. 32 Operator read model	51
Gambar 4. 33 Rancangan model untuk data testing	51
Gambar 5. 1 Model SVM <i>grid search</i>	56
Gambar 5. 2 Pengaturan parameter C.....	57
Gambar 5. 3 Pengatur parameter gamma.....	58
Gambar 5. 4 Model SVM GA	65
Gambar 6. 1 Grafik Data Aktual BJB dan Prediksi SVM Grid Search (80%:20%).....	67
Gambar 6. 2 Grafik Data Aktual ICUMSA dan Prediksi SVM Grid Search (80%:20%)	68
Gambar 6. 3 Grafik Data Aktual BJB dan Prediksi SVM Grid Search (60%:40%).....	69
Gambar 6. 4 Grafik Data Aktual ICUMSA dan Prediksi SVM Grid Search (60%:40%)	70
Gambar 6. 5 Grafik Data Aktual BJB dan Prediksi SVM GA (80%:20%).....	72
Gambar 6. 6 Grafik Data Aktual ICUMSA dan Prediksi SVM GA (80%:20%).....	73
Gambar 6. 7 Grafik Data Aktual BJB dan Prediksi SVM GA (60%:40%).....	77
Gambar 6. 8 Grafik Data Aktual ICUMSA dan Prediksi SVM GA (60%:40%).....	78
Gambar 6. 9 Grafik perbandingan akurasi klasifikasi ICUMSA	89
Gambar 6. 10 Grafik perbandingan akurasi klasifikasi BJB ..	90
Gambar 6. 11 Grafik perbandingan akurasi klasifikasi kualitas gula	92

DAFTAR TABEL

Tabel 1. 1 Tabel Konsumsi Gula Nasional.....	1
Tabel 2. 1 Kriteria Kualitas Gula Kristal Putih (SNI 3140.3:2010)	14
Tabel 2. 2 Standar Parameter Proses Produksi Gula.....	17
Tabel 2. 3 Confusion matrix.....	26
Tabel 5. 1 Rentang nilai parameter C dan gamma	55
Tabel 5. 2 Parameter optimum variabel BJB data training 80%:20%	58
Tabel 5. 3 Parameter optimum variabel ICUMSA data training 80%:20%	59
Tabel 5. 4 Parameter optimum variabel BJB data training 60%:40%	61
Tabel 5. 5 Parameter optimum variabel ICUMSA data training 60%:40%	63
Tabel 5. 6 Hasil error SVM GA 80%:20%	65
Tabel 5. 7 hasil error SVM GA 60%:40%	66
Tabel 6. 1 Daftar atribut BJB yang relevan hasil SVM GA.....	74
Tabel 6. 2 Daftar atribut ICUMSA yang relevan hasil SVM GA	74
Tabel 6. 5 Daftar atribut BJB yang relevan hasil SVM GA.....	79
Tabel 6. 6 Daftar atribut ICUMSA yang relevan hasil SVM GA	79
Tabel 6. 7 Standar klasifikasi gula kristal putih (SNI 3140.3:2010)	82
Tabel 6. 8 Confusion matrix ICUMSA kernel Dot (80%:20%)	83
Tabel 6. 9 Confusion matrix ICUMSA kernel Radial (80%:20%)	84
Tabel 6. 10 Confusion matrix BJB kernel Dot (80%:20%)	84
Tabel 6. 11 Confusion matrix BJB kernel Radial (80%:20%) ...	84
Tabel 6. 12 Confusion matrix ICUMSA kernel Dot (60%:40%)	85
Tabel 6. 13 Confusion matrix ICUMSA kernel Radial (60%:40%)	85
Tabel 6. 14 Confusion matrix BJB kernel Dot (60%:40%)	85
Tabel 6. 15 Confusion matrix BJB kernel Radial (60%:40%) ...	86
Tabel 6. 16 Confusion matrix ICUMSA kernel Dot (80%:20%)	86

Tabel 6. 17 Confusion matrix ICUMSA kernel Radial (80%:20%)86

Tabel 6. 18 Confusion matrix BJB kernel Dot (80%:20%)87

Tabel 6. 19 Confusion matrix BJB kernel Radial (80%:20%)87

Tabel 6. 20 Confusion matrix ICUMSA kernel Dot (60%:40%)87

Tabel 6. 21 Confusion matrix ICUMSA kernel Radial (60%:40%)88

Tabel 6. 22 Confusion matrix BJB kernel Dot (60%:40%)88

Tabel 6. 23 Confusion matrix BJB kernel Radial (60%:40%)88

Tabel 6. 24 Penilaian akurasi klasifikasi kualitas gula.....91

DAFTAR LAMPIRAN

Tabel A. 1 Data stasiun gilingan	A-1
Tabel A. 2 Data stasiun pemurnian	A-7
Tabel A. 3 Data stasiun penguapan	A-14
Tabel A. 4 Data stasiun masakan	A-21
Tabel A. 5 Data warna larutan (ICUMSA) dan BJB.....	A-30
Tabel B. 1 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi BJB 80%:20%	B-1
Tabel B. 2 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi ICUMSA 80%:20%	B-2
Tabel B. 3 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi BJB 60%:40%	B-4
Tabel B. 4 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi ICUMSA 60%:40%	B-7
Tabel C. 1 Hasil prediksi SVM GA dan klasifikasi BJB 80%:20%	C-1
Tabel C. 2 Hasil prediksi SVM GA dan klasifikasi ICUMSA 80%:20%	C-2
Tabel C. 3 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi BJB 60%:40%	C-4
Tabel C. 4 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi ICUMSA 60%:40%	C-7
Tabel D. 1 Hasil klasifikasi kualitas gula SVM grid search 80%:20%	D-1
Tabel D. 2 Hasil klasifikasi kualitas gula SVM GA 80%:20%	D-2
Tabel D. 3 Hasil klasifikasi kualitas gula SVM grid search 60%:40%	D-4
Tabel D. 4 Hasil klasifikasi kualitas gula SVM GA 60%:40%	D-7

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB I

PENDAHULUAN

Bab I berisi mengenai pendahuluan yang menjelaskan mengenai latar belakang, rumusan masalah, batasan permasalahan, tujuan, manfaat, dan relevansi topik dari penulisan buku tugas akhir ini.

1.1. Latar Belakang

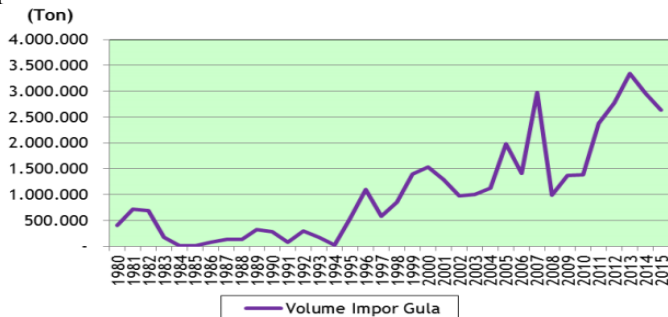
Gula merupakan salah satu komoditi yang paling sering kita jumpai dalam kehidupan sehari-hari. Gula dipergunakan untuk berbagai olahan makanan dan minuman untuk konsumsi rumah tangga ataupun di industri. Jenis gula yang diproduksi di Indonesia juga beragam misalnya gula merah, gula cair, gula rafinasi, dan lain sebagainya. Salah satu jenis gula yang paling sering kita gunakan adalah gula kristal putih atau yang biasa disebut dengan gula pasir. Gula pasir merupakan jenis gula yang biasa digunakan untuk membuat makanan dan minuman di rumah tangga.

Menurut Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) yang dilaksanakan oleh BPS, jumlah konsumsi gula nasional mengalami kenaikan dan penurunan yang fluktuatif seperti terlihat pada Tabel 1.1. Konsumsi gula pada tahun 2011 mencapai 7,383 kg/kapita/tahun, lalu jumlah ini menurun menjadi 6,476 kg/kapita/tahun pada 2012 [1]. Tahun 2015 konsumsi gula rumah tangga mencapai 6,805 kg/kapita/tahun, jumlah ini meningkat 6,17% dibandingkan tahun sebelumnya [1].

Tabel 1. 1 Tabel Konsumsi Gula Nasional

Tahun	Konsumsi		Pertumbuhan (%)
	(Ons/Kapita/Minggu)	(Kg/Kapita/Tahun)	
2002	1,765	9,203	
2003	1,739	9,068	-1,47
2004	1,712	8,927	-1,55
2005	1,704	8,885	-0,47
2006	1,541	8,035	-9,57
2007	1,654	8,624	7,33
2008	1,617	8,432	-2,24
2009	1,516	7,905	-6,25
2010	1,475	7,691	-2,70
2011	1,416	7,383	-4,00
2012	1,242	6,476	-12,29
2013	1,275	6,648	2,66
2014	1,229	6,409	-3,59
2015	1,305	6,805	6,17
Rata-rata	1,514	7,892	-2,15

Jumlah konsumsi gula rumah tangga sejak 2002 – 2015 dapat dikatakan cenderung mengalami penurunan. Namun sayangnya hal ini tidak berbanding lurus dengan jumlah impor gula pada periode tersebut yang justru cenderung mengalami peningkatan [1] seperti pada Gambar 1.1. Gula impor yang masuk ke Indonesia dengan harga jual yang lebih murah dan dengan kualitas yang sama atau bahkan lebih baik tentunya membuat masyarakat tertarik untuk memilih membeli gula impor dibandingkan gula hasil produksi lokal.



Gambar 1. 1 Jumlah Impor Gula Nasional

Berdasarkan data dari Kementerian Perindustrian, saat ini terdapat 50 unit pabrik gula kristal putih berbasis tebu yang dikelola oleh BUMN dan berada di Pulau Jawa selama ini

beroperasional dengan tidak efisien dan menghasilkan gula dengan kualitas yang rendah [2]. Standar kelayakan mutu gula di Indonesia diatur dalam Standar Nasional Indonesia (SNI) 3140.3:2010 [3]. Melalui standar tersebut, pemerintah berupaya untuk melakukan pengawasan produk gula yang beredar di pasaran layak untuk dikonsumsi oleh masyarakat. Jenis gula yang diatur dalam standar ini adalah gula kristal putih.

Proses penentuan kualitas gula memang cukup rumit. Terdapat banyak parameter yang perlu dinilai untuk mengetahui kualitas gula. Penilaian dilakukan pada setiap tahapan pembuatan gula, mulai dari awal produksi hingga gula terbentuk dan siap untuk disimpan atau dijual ke pasaran. Hal ini membuat pabrik gula mengalami kesulitan untuk menentukan kualitas gula yang mereka produksi. Salah satu parameter untuk menentukan kualitas gula berdasarkan SNI 3140.3:2010 adalah warna larutan (ICUMSA) dan Besar Jenis Butir (BJB). Untuk menentukan nilai kedua parameter ini, pabrik gula tidak bisa melakukannya sendiri, namun pengecekan harus dilakukan oleh pihak ketiga yaitu laboratorium. Pabrik gula perlu mengirimkan sample produk kepada Laboratorium Pengujian Mutu Gula dan Bahan Pembantu Pusat Penelitian Perkebunan Gula Indonesia (LPMGBP-P3GI) yang berada di Pasuruan-Jawa Timur [4]. Proses pengecekan nilai warna larutan (ICUMSA) dan Besar Jenis Butir (BJB) kepada pihak ketiga ini membutuhkan waktu yang lama dan biaya yang tidak sedikit. Sehingga proses yang diperlukan oleh pabrik gula untuk mengetahui bagaimana kualitas gula yang mereka hasilkan juga membutuhkan waktu yang lama.

Salah satu perusahaan di Indonesia yang bertanggung jawab untuk produksi gula adalah PT. PG Rajawali I Surabaya. PT. Rajawali I Surabaya mengalami kesulitan untuk menentukan kualitas gula yang mereka produksi per harinya. Karena proses penilaian kualitas yang lama dan biaya yang cukup tinggi, PT. Rajawali I Surabaya

memutuskan untuk tidak melakukan penilaian terhadap hasil produksinya. Hal ini menyebabkan adanya ketidakpastian kualitas gula yang dikirimkan kepada konsumen. Sehingga tidak jarang perusahaan menerima kritik karena kualitas gula yang dikirimkan tidak sesuai dengan harapan konsumen.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penulis menyarankan kepada PT. PG Rajawali I Surabaya untuk melakukan prediksi kualitas gula yang mereka hasilkan. Dengan melakukan prediksi kualitas gula yang dihasilkan perharinya, PT. PG Rajawali I Surabaya bisa mengontrol kualitas gula yang dihasilkan. Sehingga biaya bisa lebih rendah dan waktu yang dibutuhkan bisa lebih singkat. Dengan waktu prediksi yang cepat, PT. PG Rajawali I Surabaya bisa segera melakukan evaluasi jika hasil produksi memiliki kualitas yang rendah.

Metode SVM juga diteliti oleh Binoy B. Nair, V.P Mohandas, dan N.R. Sakthivel untuk memprediksi trend harga saham [5]. Pada penelitian tersebut, peneliti membandingkan hasil prediksi antara tiga metode yaitu ANN, naïve bayes, dan metode *hybrid* berbasis SVM. Dari hasil penelitian yang mereka lakukan, didapatkan nilai akurasi metode SVM lebih tinggi dibandingkan nilai akurasi dua metode prediksi lainnya.

Berdasarkan hal tersebut, penulis mengajukan kepada PT. PG Rajawali I Surabaya untuk melakukan prediksi dengan menggunakan metode *vector machine* dan melakukan analisis proses dalam kegiatan produksi yang menjadi indikator rendahnya kualitas gula yang dihasilkan. Metode ini dipilih karena kemampuannya untuk melakukan klasifikasi dengan beberapa kriteria tertentu dan klasifikasi lebih dari dua kelas [6]. Melalui penelitian ini, penulis berharap dapat membantu PT. PG Rajawali I Surabaya dalam melakukan prediksi kualitas gula yang mereka produksi. Selain itu, pihak manajemen PT. PG Rajawali I Surabaya juga memanfaatkan informasi terkait proses produksi yang menjadi penyebab rendahnya kualitas gula

dalam pengambilan keputusan untuk memperbaiki hasil produksi gula mereka.

1.2. Rumusan permasalahan

Perumusan masalah dari penelitian tugas akhir ini antara lain sebagai berikut:

1. Bagaimana model yang dihasilkan dengan metode *support vector machine* untuk melakukan prediksi kualitas gula di PT. PG Rajawali I Surabaya?
2. Bagaimana hasil prediksi kualitas gula kristal putih menggunakan metode *support vector machine*?
3. Bagaimana akurasi prediksi kualitas gula kristal putih dengan metode *support vector machine*?

1.3. Batasan Permasalahan

Batasan permasalahan dari penelitian tugas akhir ini antara lain sebagai berikut:

1. Data yang digunakan untuk melakukan prediksi adalah data dari PT. PG Rajawali I Surabaya mengenai hasil penilaian kualitas gula kristal putih di perusahaan tersebut.
2. Data yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah data hasil produksi gula kristal putih di PT. PG Rajawali I Surabaya pada tahun 2014 untuk periode giling 149 hari.
3. Hasil dari penelitian ini adalah berupa prediksi kualitas gula yang dihasilkan oleh PT. PG Rajawali I Surabaya.
4. Prediksi dilakukan dengan memperhatikan dua syarat berdasarkan SNI 3140.3:2010 yaitu warna larutan ICUMSA dan Besar Biji Butir (BJB).
5. Parameter yang digunakan untuk melakukan prediksi adalah meliputi parameter yang tertera pada Tabel 2. 2.

1.4. Tujuan

Tujuan dari penelitian tugas akhir ini antara lain sebagai berikut:

1. Mengetahui bagaimana model yang dihasilkan dengan metode *support vector machine* untuk memprediksi kualitas gula kristal putih di PT. PG Rajawali I Surabaya.

2. Mengetahui hasil prediksi kualitas gula kristal putih dengan menggunakan metode *support vector machine*.
3. Mengetahui akurasi prediksi kualitas gula kristal putih dengan metode *support vector machine*

1.5. Manfaat

Manfaat yang diharapkan oleh penulis dari penelitian tugas akhir ini adalah:

Bagi Akademis

Menambah wawasan atau pengetahuan bagi para akademisi atau mahasiswa mengenai prediksi kualitas gula dengan menggunakan metode *support vector machine*.

Bagi Perusahaan

Memberikan referensi bagi pihak PT PG Rajawali I Surabaya mengenai prediksi kualitas gula yang dihasilkan dengan cepat. Sehingga pengambilan keputusan di perusahaan terkait meningkatkan atau mempertahankan kualitas gula hasil produksi dapat dilakukan dengan lebih cepat.

1.6. Relevansi

Topik yang diangkat pada tugas akhir ini adalah mengenai prediksi kualitas gula di PT. PG Rajawali I Surabaya. Topik yang diajukan oleh peneliti sesuai untuk Laboratorium Rekayasa Data dan Intelegensi Bisnis (RDIB) karena mencakup bidang keilmuan *Business Analytic*. Topik ini berkaitan dengan materi klasifikasi pada mata kuliah Sistem Cerdas dan juga materi peramalan pada mata kuliah Teknik Peramalan. Tugas akhir ini melingkupi prediksi kualitas produksi gula yang dilakukan berdasarkan data yang didapatkan dari PT. PG Rajawali I Surabaya.

Topik ini layak diajukan karena dengan melakukan prediksi kualitas gula yang dihasilkan dapat membantu PT. PG Rajawali I Surabaya untuk mengetahui kualitas gula yang dihasilkan dengan lebih cepat. Sehingga pengambilan keputusan yang dapat diambil oleh pihak untuk meningkatkan kualitas gula yang diproduksi juga bisa lebih cepat.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan berbagai teori-teori yang digunakan untuk pengerjaan tugas akhir ini. Teori yang dijelaskan yaitu yang terkait dengan informasi umum mengenai objek dari penelitian yaitu gula kristal putih, kriteria penentuan kualitas, dan metode prediksi yang digunakan oleh penulis.

2.1 Studi Sebelumnya

Beberapa studi pustaka sebelumnya yang digunakan sebagai acuan dalam penelitian ini antara lain:

Judul Paper	Bankruptcy Prediction Using Support Vector Machine with Optimal Choice of Kernel Function Parameters[7]
Penulis	Jae H. Mina, Young-Chan Leeb
Tahun	2005
Deskripsi Penelitian	Pada penelitian ini, penulis melakukan prediksi terhadap kebangkutan bank. Metode yang digunakan adalah SVM, <i>multiple discriminant analysis</i> (MDA), <i>logistic regression analysis</i> (Logit), dan jaringan syaraf tiruan <i>back-propagation</i> . Peneliti menggunakan teknik <i>grid search</i> dengan menggunakan <i>cross-validation</i> untuk mengetahui nilai parameter optimal dari fungsi kernel SVM. Dari hasil penelitian yang dilakukan, ternyata didapatkan bahwa nilai akurasi dari prediksi dengan metode SVM lebih tinggi dibandingkan tiga metode yang lainnya.
Keterkaitan Penelitian	Penelitian yang akan dilakukan adalah prediksi dengan menggunakan SVM. Paper ini dapat menjadi referensi terkait penggunaan SVM untuk melakukan prediksi. Selain itu, adanya tambahan Teknik <i>grid search</i> dan <i>cross validation</i>

	juga dapat dijadikan referensi agar hasil penelitian yang dilakukan dapat menghasilkan nilai prediksi yang optimum.
--	---

Judul Paper	A GA-Based Feature Selection and Parameters Optimization for Support Vector Machines[8]
Penulis	Cheng-Lung Huang, Chieh-Jen Wang
Tahun	2006
Deskripsi Penelitian	Penelitian ini bertujuan untuk menemukan parameter yang optimum untuk digunakan dalam melakukan klasifikasi dengan metode SVM. Peneliti menggunakan pendekatan algoritma genetika untuk pemilihan fitur dan melakukan optimasi parameter. Pada penelitian ini, peneliti membandingkan hasil akurasi yang diperoleh dengan metode <i>grid search</i> dan genetika algoritma untuk beberapa set data. Hasilnya, SVM dengan genetika algoritma dapat menghasilkan nilai akurasi yang lebih besar.
Keterkaitan Penelitian	Metode <i>grid search</i> dan genetika algoritma dapat dijadikan sebagai referensi untuk bisa menghasilkan nilai akurasi prediksi yang lebih akurat.

Judul Paper	A Genetic Algorithm Optimized Decision Tree SVM based Stock Market Trend Prediction System[5]
Penulis	Binoy B. Nair, V.P Mohandas, N.R. Sakthivel
Tahun	2010

Deskripsi Penelitian	Peneliti membandingkan metode ANN, naïve bayes, dan metode hybrid berbasis SVM untuk melakukan prediksi tren pasar saham. Hasil yang didapat, metode SVM memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dua metode lainnya untuk melakukan prediksi.
Keterkaitan Penelitian	Penelitian yang akan dilakukan adalah berupa memprediksi kualitas gula hasil produksi berdasarkan parameter-parameter yang mempengaruhi. Prediksi yang akan dilakukan adalah dengan metode SVM. Sehingga paper ini dapat menjadi referensi untuk melakukan penelitian.

2.2 Dasar Teori

2.2.1. Gula Kristal Putih

Menurut Darwin Philips, gula adalah suatu karbohidrat sederhana karena dapat larut dalam air dan langsung diserap tubuh untuk diubah menjadi energi [9]. Gula merupakan salah satu dari hasil olahan tanaman tebu (*Saccharum officinarum*) yang banyak kita jumpai di Indonesia. Gula banyak digunakan sebagai perasa untuk makanan dan minuman.

Terdapat beberapa jenis gula yang beredar di pasaran. Dua jenis gula yang biasa digunakan oleh masyarakat diantaranya sebagai berikut:

a. Gula Kristal Putih (GKP)

Gula kristal putih adalah gula kristal yang dibuat dari tebu atau bit melalui proses sulfitasi/karbonatasi/fosfatasi atau proses lainnya sehingga langsung dapat dikonsumsi [3]. Gula kristal putih merupakan jenis gula yang biasa dikonsumsi masyarakat sehari-hari untuk

membuat makanan dan minuman. Gula kristal putih ini yang biasa disebut sebagai gula pasir.

b. Gula Kristal Rafinasi (GKR)

Gula rafinasi merupakan salah satu jenis gula sukrosa yang diproduksi melalui tahapan awal gula kristal mentah (*raw sugar*) [10]. Dimana Gula rafinasi ini melalui proses pelarutan kembali (*remelting*), klarifikasi, dekolorisasi, kristalisasi, fugalisasi, pengeringan, hingga pengemasan. Kata rafinasi berasal dari Bahasa Inggris yaitu *refinery* yang artinya menyuling, menyaring, membersihkan. Gula rafinasi merupakan gula dengan tingkat kemurnian tertinggi dibandingkan dua jenis gula yang lain. Hal ini dikarenakan gula rafinasi melalui tahapan proses yang lebih ketat dibandingkan dua jenis gula yang lain.

Jenis gula yang akan dibahas dalam penelitian tugas akhir ini adalah gula kristal putih. Gula kristal putih dipilih dalam penelitian ini karena gula jenis ini merupakan jenis yang paling sering kita temui dalam kehidupan sehari-hari.

2.2.2. Proses Produksi Gula Kristal Putih

Proses produksi gula kristal putih di PT. PG Rajawali I Surabaya meliputi tujuh tahapan. Penjelasan mengenai masing-masing tahapan secara lebih detail adalah sebagai berikut:

a. Timbangan Tebu dan Emplasemen Pabrik

Tebu yang diterima di pabrik perlu diseleksi, menggunakan selector, terlebih dahulu sebelum ditimbang. Faktor kelayakan kondisi tebu meliputi kebersihan, kesegaran, dan tingkat kemasakan tebu. Tebu-tebu yang memenuhi standar dari proses seleksi kemudian ditimbang dan distempel oleh petugas di bagian selector. Timbangan yang digunakan adalah Digital Crane Scale (DCS) yang sudah terhubung dengan

computer, sehingga data hasil timbangan secara otomatis akan tercatat di komputer.

Kapasitas emplasemen pabrik adalah sebesar $\pm 130\%$ tebu dari kapasitas giling perhari untuk menghindari overstock dan hilangnya kadar gula yang terkandung dalam tebu karena lamanya penyimpanan. *Safety factor* yang diterapkan adalah sebesar $\pm 30\%$ dari kapasitas giling.

b. Stasiun Gilingan

Pada bagian ini, dilakukan pemisahan nira mentah dengan batang tebu. Stasiun Gilingan memastikan bahwa kandungan kadar gula dalam ampas hanya tersisa serendah-rendahnya.

c. Stasiun Pemurnian Nira

Pada stasiun pemurnian nira dilakukan pembersihan nira dari kotoran-kotoran pada nira untuk meminimalisir kerusakan pada sukrosa yang terkandung dalam nira.

d. Stasiun Penguapan

Fungsi utama stasiun penguapan adalah untuk menguapkan air yang masih terkandung dalam nira. Setelah keluar dari badan akhir evaporator nira akan menjadi nira kental.

e. Stasiun Masakan

Stasiun masakan bertujuan untuk melakukan proses kristalisasi pada nira kental yang merupakan hasil dari stasiun penguapan. Proses kristalisasi bertujuan untuk merubah nira kental menjadi kristal atau sukrosa padat. Caranya adalah dengan menguapkan kandungan air yang terdapat pada nira kental, sehingga dihasilkan kristal gula dalam larutan akhir.

f. Stasiun Pendingin

Stasiun pendingin atau biasa disebut dengan proses kristalisasi lanjut merupakan membentuk kristal dari tahap sebelumnya menjadi lebih

besar. Proses ini dilakukan dengan mendinginkan atau menurunkan suhu di lokasi penyimpanan kristal.

g. Stasiun Puteran

Tujuan utama dari stasiun puteran adalah memisahkan kristal dan stroop atau cairannya. Terdapat beberapa jenis puteran yang digunakan, pada puteran *high grade*, masakan A setelah didinginkan dipompa menuju palung puteran A/B hingga terpisah antara gula A dengan stroop A. Gula A kemudian dilebur dan di pompa menuju puteran SHS hingga terpisah antara klare *Superior Holdt Sugar* (SHS) dengan gula SHS. Sedangkan pada puteran *low grade* dilakukan pemutaran hasil masakan C hingga diperoleh gula C dan *stroop* C dan memutar hasil dari masakan D hingga diperoleh gula D dan tetes. Gula C dan D digunakan untuk masakan gula A, sedang tetesnya ditampung dan ditimbang pada tangki penunggu sebelum masuk di bak tetes untuk disimpan pada tangki tetes. Gula SHS dari puteran kemudian masuk pada talang goyang untuk diangkut dengan *bucet elevator* agar bisa disaring. Hasil saringan terbagi menjadi 3 bagian ukuran kristal, yaitu gula halus, gula kasar dan gula produk. Gula produk kemudian masuk *sugar bin* dan dilakukan penimbangan dengan berat yang telah ditentukan sebelum pengepakan dan disimpan digudang.

2.2.3. Kriteria Kualitas Gula Kristal Putih

Kualitas gula kristal putih di Indonesia diatur dalam Standar Nasional Indonesia (SNI) 3140.3:2010. Peraturan ini dibuat oleh Badan Standardisasi Nasional atau *National Standardization Agency of Indonesia*. SNI 3140.3:2010 ditetapkan pada 07 Juli 2010, dimana versi ini merupakan hasil revisi atau

amandemen dari versi sebelumnya yaitu SNI 01-3140-2001. Revisi yang dilakukan meliputi dua hal yaitu syarat mutu atau kualitas dari gula kristal putih dan metode pengujian yang perlu dilakukan. Tujuan dibuatnya standar ini adalah untuk meningkatkan perlindungan dan acuan bagi pelaku usaha, konsumen, dan masyarakat secara luas untuk menghasilkan produk yang bermutu dan aman untuk dikonsumsi [3].

Berdasarkan SNI 3140.3:2010, kualitas gula kristal putih diklasifikasikan menjadi dua jenis yaitu GKP 1 dan GKP 2 [3]. Pengklasifikasian gula kristal putih didasarkan pada tujuh parameter atau kriteria yaitu warna, besar jenis bulir, susut pengeringan, polarisasi, abu konduktivitas, bahan tambahan pangan, dan cemaran logam.

GKP 1 memiliki kualitas yang lebih baik dibandingkan GKP 2. Hal ini dapat dilihat pada parameter yang membedakan keduanya yaitu warna kristal dan warna larutan (ICUMSA). Semakin tinggi nilai warna kristal, maka GKP tersebut akan cenderung berwarna agak kekuningan dan kurang disukai oleh konsumen [11]. Sebaliknya semakin rendah nilai warna kristal, maka GKP tersebut semakin terlihat putih dan relatif lebih disukai oleh konsumen.

Warna larutan (ICUMSA) menunjukkan kemurnian dan banyaknya kotoran yang terdapat dalam gula tersebut [11]. Nilai warna larutan (ICUMSA) ini juga akan berpengaruh terhadap tingkat kemurnian gula. Standar nilai warna larutan (ICUMSA) GKP 1 lebih kecil dibandingkan GKP 2, dimana standar tersebut semakin mendekati standar untuk gula rafinasi. Gula rafinasi merupakan hasil pengolahan gula mentah (raw sugar) yang melalui tahapan proses penyulingan, penyaringan, dan pembersihan lebih ketat dibandingkan dengan GKP [12]. Hal ini

menyebabkan tingkat kemurnian dari gula rafinasi lebih tinggi dibandingkan GKP. Dengan nilai standar GKP 1 yang cenderung mendekati standar gula rafinasi, mengindikasikan tingkat kemurnian dari GKP 1 juga cenderung lebih tinggi dibandingkan GKP 2. Syarat standar mutu atau kualitas gula kristal putih yang harus diikuti berdasarkan SNI 3140.3:2010 dijelaskan pada Tabel 2. 1.

Tabel 2. 1 Kriteria Kualitas Gula Kristal Putih (SNI 3140.3:2010)

No	Parameter Uji	Satuan	Persyaratan	
			GKP 1	GKP 2
1	Warna			
1.1.	Warna kristal	CT	4,0 - 7,5	7,6 – 10,0
1.2.	Warna larutan (ICUMSA)	IU	81 - 200	201 – 300
2	Besar jenis butir	mm	0,8 - 1,2	0,8 – 1,2
3	Susut Pengeringan (b/b)	%	Maks 0,1	Maks 0,1
4	Polarisasi (°Z, 20°C)	“Z”	Min 99,6	Min 99,5
5	Abu konduktiviti (b/b)	%	Maks 0,10	Maks 0,15
6	Bahan tambahan pangan			

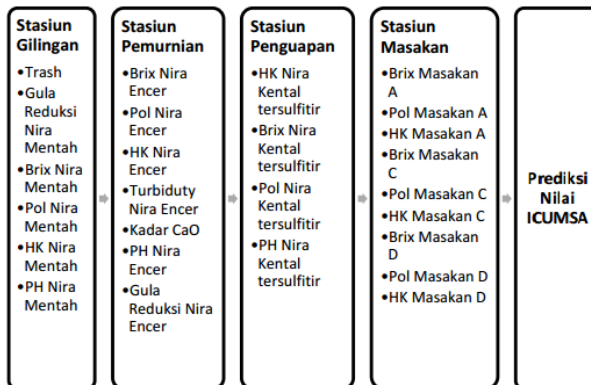
No	Parameter Uji	Satuan	Persyaratan	
			GKP 1	GKP 2
6.1	Belerang dioksida (SO ₂)	mg/kg	Maks 30	Maks 30
7	Cemaran logam			
7.1	Timbal (Pb)	mg/kg	Maks 2	Maks 2
7.2	Tembaga (Cu)	mg/kg	Maks 2	Maks 2
7.3	Arsen (As)	mg/kg	Maks 1	Maks 1

Pada penelitian ini, kriteria yang akan digunakan untuk menentukan kualitas gula kristal putih adalah dua kriteria yaitu warna larutan (ICUMSA) dan Besar Jenis Butir (BJB). Warna larutan (ICUMSA) dipilih sebagai parameter prediksi karena nilai ini karena hampir pada semua proses produksi gula terdapat parameter yang mempengaruhi nilai warna larutan (ICUMSA) gula. Sehingga kriteria warna larutan (ICUMSA) memiliki dampak yang besar terhadap kualitas gula yang dihasilkan.

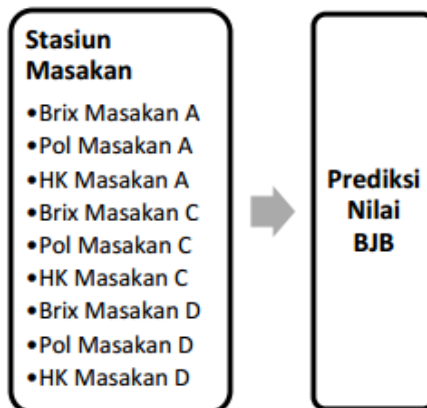
Sedangkan kriteria Besar Jenis Butir (BJB) dipilih karena kriteria ini merupakan kriteria yang dapat dilihat secara fisik oleh konsumen. Kriteria ini digunakan sebagai kriteria pembanding untuk mengklasifikasikan kualitas gula. Terdapat kemungkinan meskipun warna larutan (ICUMSA) sudah memenuhi standar kualitas, namun nilai Besar Jenis Butir (BJB) tidak sesuai. Dengan kondisi seperti ini, maka gula tidak termasuk kedalam kualitas GKP 1 atau GKP 2. Sehingga kriteria Besar Jenis Butir (BJB) dapat dijadikan sebagai salah satu parameter yang penting.

2.2.4. Standar Parameter Proses

Produksi gula kristal putih meliputi beberapa proses atau tahapan. Masing-masing tahapan memiliki pengaruh terhadap nilai akhir warna larutan (ICUMSA) dan Besar Jenis Butir (BJB) dari gula kristal putih yang dihasilkan. Gambar 2. 1 dan Gambar 2. 2 berikut merupakan proses yang digunakan sebagai parameter untuk memprediksi nilai ICUMSA dan BJB.



Gambar 2. 1 Parameter Proses untuk Prediksi ICUMSA



Gambar 2. 2 Parameter Proses untuk Prediksi BJB

Masing-masing parameter dari proses pada Gambar 2. 1 dan Gambar 2. 2 diatas juga memiliki standar tersendiri untuk menentukan kualitas gula kristal putih di PT. PG Rajawali I Surabaya. Apabila parameter proses memiliki nilai yang sesuai dengan standar, maka nilai ICUMSA dan BJB gula kristal putih yang dihasilkan akan baik dan memenuhi SNI 3140.3:2010. Tabel 2. 2 menunjukkan standar nilai dari parameter yang ada pada setiap proses.

Tabel 2. 2 Standar Parameter Proses Produksi Gula

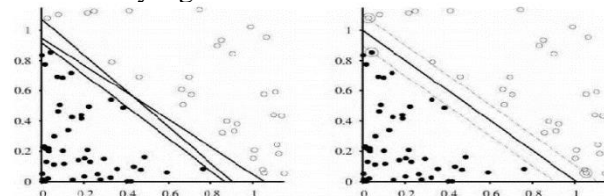
Nama Stasiun	Parameter Proses	Satuan	Standar Nilai
Stasiun Gilingan	Trash	%	≤ 5
	Brix nira mentah	%	≥ 11
	Pol nira mentah	%	≤ 8
	Gula reduksi nira mentah	%	≤ 12
	HK nira mentah	%	≥ 70
	PH nira mentah	-	≤ 6
Stasiun Pemurnian	Brix nira encer	%	≥ 10
	Pol nira encer	%	≥ 12
	HK nira encer	%	$\geq 82,5$
	Tirbiduty nira encer	SiO ₂	≤ 125
	Kadar CaO	Mg/ltr	≤ 1000
	PH nira encer	-	$\geq 7,5$
	Gula reduksi nira encer	%	< 9

Nama Stasiun	Parameter Proses	Satuan	Standar Nilai
Stasiun Penguapan	HK nila kental tersulfitir	%	≥ 77
	Brix nira kental tersulfitir	%	≥ 60
	Pol nira kental tersulfitir	%	≥ 48
	PH nira kental tersulfitir	-	$\leq 5,5$
Stasiun Masakan	Brix masakan A	%	≥ 95
	Pol masakan A	%	≥ 75
	HK masakan A	%	≥ 80
	Brix masakan C	%	≥ 97
	Pol masakan C	%	≥ 67
	HK masakan C	%	≥ 70
	Pol nira mentah	%	≥ 15
	Brix masakan D	%	≥ 99
	HK masakan D	%	≥ 60

2.2.5. Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah sistem pembelajaran untuk mengklasifikasikan data menjadi

dua kelompok data yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi linear dalam sebuah ruang fitur (feature space) berdimensi tinggi [13]. Tujuan utama SVM adalah untuk menemukan nilai *hyperplane* atau pemisah yang optimal untuk mengklasifikasikan secara tepat titik-titik data sebanyak mungkin dan memisahkan titik dua kelas sejauh mungkin, dengan meminimalkan risiko kesalahan dalam mengelompokkan sampel data [14]. Kelas dalam klasifikasi SVM dipisahkan oleh garis yang disebut *hyperplane*. *Hyperplane* terbaik antar kelas dapat ditemukan dengan mengetahui nilai *margin* maksimalnya [15]. Sebenarnya, konsep awal dari metode SVM adalah untuk pengklasifikasian biner dimana jumlah kelas yang diklasifikasikan adalah dua. Namun metode ini semakin berkembang sesuai dengan kebutuhan klasifikasi yang ada.



Gambar 2. 3 Klasifikasi dengan Metode SVM[26]

Gambar 2. 3 diatas menunjukkan hasil klasifikasi dengan menggunakan metode SVM menjadi dua kelas. Pada gambar (a) dapat kita lihat bahwa titik-titik dalam gambar dipisahkan oleh tiga kandidat pemisah linier. Sedangkan pada gambar (b) kedua kelas sudah dipisahkan oleh pemisah dengan *margin* terbesar dari ketiga kandidat sebelumnya. Titik yang digunakan untuk mengukur *margin* sejauh adalah titik yang paling mendekati garis pemisah.

SVM secara umum dibagi menjadi beberapa jenis, antara lain:

a. SVM linier

SVM linier adalah merupakan konsep dasar dari SVM, yaitu untuk memisahkan atau mengklasifikasikan data kedalam dua kelas tertentu[8]. Sebagai perumpamaan, terdapat satu set data *training* dengan label x_i dan y_i . Dimana $i=1, 2, \dots$ dan $x_i \in \mathbb{R}^n$ serta $y_i \in \{+1, -1\}$. Untuk pemisahan secara linier, persamaan yang digunakan adalah:

$$w \cdot x_i + b \geq +1 \text{ untuk } y_i = +1 \quad (1)$$

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \text{ untuk } y_i = -1 \quad (2)$$

Kombinasi persamaan (1) dan (2) diatas, akan menghasilkan persamaan berikut:

$$y_i (w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \quad (3)$$

Pemisahan data secara optimum dalam SVM, ditentukan dengan mencari *hyperplane* dengan garis margin yang paling besar atau maksimum. Persamaan untuk persoalan optimasi ini dapat diselesaikan dengan persamaan berikut:

$$\text{Min}_{w,b} \frac{1}{2} w^T w \text{ dengan } y_i (w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \quad (4)$$

Untuk memperoleh margin maksimum, dapat diselesaikan dengan fungsi *Langrange* yaitu:

$$L_p(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^m (\alpha_i y_i (w \cdot x_i) + b) - 1 \quad (5)$$

dengan α_i = pengganda fungsi *Lagrange* dan $i=1,2,...,n$. Nilai optimal dapat dihitung dengan memaksimalkan L terhadap α_i , dan meminimalkan L terhadap w dan b . Dari persamaan *Langrange* yang diperoleh, perlu dilakukan turunan dari L untuk mendapatkan titik stasioner. Persamaan yang digunakan adalah seperti berikut[8]:

$$\frac{\partial}{\partial w} L_p = 0, \quad w = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i x_i$$

$$\frac{\partial}{\partial b} L_p = 0, \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0$$

Dari persamaan diatas, dapat dihitung nilai *weight* untuk atribut-atribut yang digunakan yaitu dengan persamaan berikut[16]:

$$w = \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i * x_i \quad (6)$$

Dari hasil turunan L , diperoleh persamaan linier untuk selanjutnya digunakan untuk menentukan nilai b dan *weight*.

b. Optimal *hyperplane* untuk *nonseparable data*

Jika persamaan 3 tidak menemukan solusi, maka SVM akan mencari *hyperplane* yang mampu menghasilkan nilai *error* paling rendah. SVM *nonseparable data* menggunakan variabel non-negative slack yaitu $\varepsilon_i \geq 0$.

$$w \cdot x_i + b \geq +1 - \varepsilon_i \quad \text{untuk } y_i = +1 \quad (7)$$

$$w \cdot x_i + b \geq -1 - \varepsilon_i \quad \text{untuk } y_i = -1 \quad (8)$$

Fungsi untuk melakukan prediksi adalah sebagai berikut[17].

$$f(x, \alpha^*, b^*) = \sum_{i=1}^m y_i \alpha_i^* (x_i, x) + b^* \quad (9)$$

c. SVM non-linier

Untuk SVM non-linear digunakan fungsi *mapping* ϕ atau yang disebut dengan kernel. Untuk

menghitung nilai prediksi, dapat digunakan persamaan berikut[17]:

$$\begin{aligned} f(x, \alpha^*, b^*) &= \sum_{i=1}^m y_i \alpha_i (\phi(x_i), \phi(x)) + b^* \\ &= \sum_{i=1}^m y_i \alpha_i^* k(x_i, x) + b^* \end{aligned} \quad (10)$$

b merupakan bias, sedangkan k menunjukkan hasil mapping input terhadap data yang digunakan.

Beberapa kernel dan persamaan yang biasa digunakan adalah seperti berikut:

Dot:

$$k(x, y) = x \cdot y$$

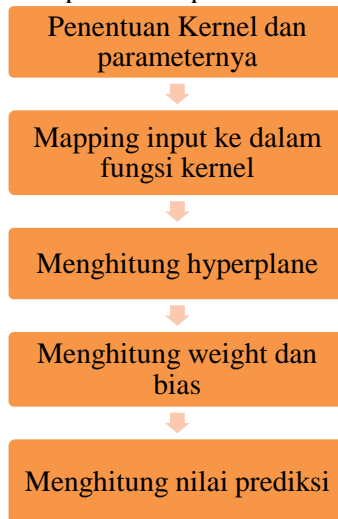
Radial:

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|X_i - X_j\|^2)$$

Polynomial:

$$k(x_i, x_j) = (1 + x_i \cdot x_j)^d$$

Proses perhitungan prediksi dengan menggunakan metode SVM dapat dilihat pada Gambar 2. 4.



Gambar 2. 4 Proses perhitungan SVM

Proses dimulai dengan melakukan *mapping* data input ke dalam fungsi kernel yang dipilih. Dari proses ini akan didapatkan matriks hasil *mapping*. Setelah dilakukan *mapping*, perlu ditentukan nilai parameter dari kernel yang digunakan misalnya untuk kernel Dot parameter yang perlu ditentukan adalah C. Penggunaan parameter yang sesuai atau optimal akan mempengaruhi prediksi yang dihasilkan. Kemudian digunakan fungsi *Langrange* untuk menghitung *hyperplane* (persamaan 5). Dari penggunaan persamaan *Langrange*, akan diperoleh persamaan *hyperplane*, dimana dari persamaan tersebut dapat diperoleh persamaan dengan margin terbesar. Kemudian dilakukan perhitungan *weight* dengan persamaan 6 dan nilai bias. Nilai parameter kernel, bias, dan *weight* kemudian digunakan untuk melakukan prediksi. Prediksi dilakukan dengan menggunakan persamaan 10. Perbedaan utama penggunaan SVM untuk klasifikasi dan prediksi adalah pada persamaan akhir yang digunakan untuk melakukan prediksi. Untuk melakukan klasifikasi persamaan yang digunakan adalah seperti persamaan 11[18].

$$\begin{aligned} f(x, \alpha^*, b^*) &= \text{sign}(\sum_{i=1}^m y_i \alpha_i (\phi(x_i), \phi(x)) + \\ &\quad b^*) \\ &= \text{sign}(\sum_{i=1}^m y_i \alpha_i^* k(x_i, x) + b^*) \end{aligned} \quad (11)$$

Fungsi *sign* digunakan untuk mengembalikan angka menjadi +1, 0, atau -1 sesuai kondisi tertentu. Dengan menggunakan persamaan 11, akan didapatkan nilai berupa +1 atau -1, dimana nilai tersebut akan menunjukkan kelas tertentu. Hal ini berbeda jika nilai yang diprediksi adalah berupa angka atau numeric, agar hasil prediksi yang dihasilkan tidak berupa kelas diskrit maka digunakan persamaan 10 untuk melakukan prediksi. Contoh hasil perhitungan sederhana dapat dilihat pada bagian Lampiran E.

2.2.6. Grid Search

Grid search merupakan salah satu metode yang biasanya digunakan untuk mengoptimasikan nilai C dan γ yang digunakan pada SVM[19]. Terdapat dua alasan utama mengapa metode *grid search* tepat untuk digunakan dalam mengoptimasi parameter. Pertama, metode ini akan lebih efektif digunakan mencari nilai optimum C dan γ jika dibandingkan dengan cara *heuristic* atau perkiraan saja. Kedua, metode ini dapat digunakan secara parallel dengan metode-metode yang lain.

Metode *grid search* menggunakan teknik *cross validation* untuk menentukan parameter optimum. *Cross validation* membagi data menjadi data *training* dan *testing* untuk dilakukan pengujian hingga dapat ditemukan parameter yang paling optimum. *10-folds cross validation* artinya data akan dibagi kedalam 10 bagian secara rata, kemudian masing-masing bagian akan diuji dan dibandingkan hasilnya.

2.2.7. Genetika Algoritma (GA)

Genetika algoritma adalah metodologi pencarian optimasi adaptif umum berdasarkan analogi langsung terhadap seleksi alam dan genetika Darwin dalam sistem biologi[8]. Jumlah fitur yang disertakan dapat mempengaruhi hasil akurasi klasifikasi yang dilakukan. GA dapat digunakan untuk menemukan subset dari fitur dimana bit kromosom mewakili jika fitur itu disertakan atau tidak[20]. GA akan memperoleh solusi optimal setelah melakukan iterasi dalam jumlah tertentu.

2.2.8. Evaluasi Hasil

Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk evaluasi dari prediksi yang dilakukan, diantaranya sebagai berikut:

a. Root Mean Square Error

Root Mean Squared Error (RMSE) merupakan salah satu standar yang dapat digunakan untuk menilai performa dari suatu hasil prediksi atau peramalan. Semakin kecil nilai *error* yang dihasilkan, maka nilai RMSE akan makin bagus. Formula untuk menghitung RMSE adalah sebagai berikut [21]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2}$$

b. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan untuk mengukur akurasi dengan merata-rata nilai absolute error dari hasil prediksi atau peramalan. Nilai MAPE adalah berupa persentase, dimana semakin kecil nilai MAPE artinya performa prediksi semakin baik.

Formula yang digunakan untuk mengukur nilai MAPE adalah sebagai berikut[22][22]:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n (\frac{e_i}{x_i})}{n} \times 100\%$$

Penentuan baik atau tidaknya hasil MAPE dapat dilihat pada Tabel 2. 3[23].

Tabel 2. 3 Pengkategorian nilai MAPE

Skala MAPE	Kategori
0% - 10%	Sangat Baik
11% - 20%	Baik
21% - 50%	Cukup
> 50%	Tidak Baik

c. Akurasi Klasifikasi

Akurasi adalah nilai ketepatan dari hasil prediksi yang dilakukan. Penilaian akurasi perlu dilakukan untuk memastikan bahwa hasil klasifikasi yang dilakukan sudah sesuai atau mendekati kebenaran. Salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan menggunakan *confusion matrix*[24]. *Confusion*

matrix dapat menunjukkan jumlah klasifikasi yang sesuai dan yang tidak sesuai, dengan begitu dapat dilakukan analisa. Bentuk visualisasi dari *confusion matrix* adalah seperti Tabel 2. 4 berikut.

Tabel 2. 4 Confusion matrix

	Prediksi Kelas+	Prediksi Kelas-
Aktual Kelas+	True +	False -
Aktual Kelas-	False +	True -

Dari hasil *confusion matrix* yang sudah dibuat, dapat dihitung nilai akurasi dari klasifikasi yang dilakukan. Formula yang digunakan untuk menghitung akurasi adalah sebagai berikut.

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ True}{Jumlah\ data} \times 100\%$$

BAB III METODOLOGI

Bab III menjelaskan mengenai metode atau pendekatan yang digunakan untuk melakukan penelitian tugas akhir yang dilakukan oleh penulis dan jadwal penelitian.

3.1. Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir

Metode yang digunakan oleh penulis untuk melakukan penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1:



Gambar 3. 1 Metodologi penelitian

3.1.1. Identifikasi permasalahan

Proses identifikasi permasalahan dilakukan dengan mempelajari studi kasus yang terdapat di PT. PG Rajawali I Surabaya. Dari studi kasus ini dilakukan peninjauan terhadap permasalahan yang dihadapi oleh PT. PG Rajawali I Surabaya terkait prediksi kualitas produk yaitu gula.

3.1.2. Studi literatur

Studi literatur dilakukan dengan mengumpulkan referensi-referensi tertulis dari berbagai sumber. Misalnya jurnal, buku, dan penelitian-penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan topik penelitian dan permasalahan yang ingin diselesaikan dalam penelitian. Studi pustaka ini perlu dilakukan untuk bisa menentukan variabel-variabel dan metode yang dapat digunakan dalam penelitian yaitu untuk melakukan prediksi kualitas gula kristal putih.

3.1.3. Menentukan metode penelitian

Penentuan metode penelitian dilakukan berdasarkan hasil analisis studi literatur yang sudah dilakukan. Dari hasil analisis metode terkait didapatkan metode yang paling sesuai untuk digunakan dalam penelitian ini adalah metode *support vector machine*.

3.1.4. Mengumpulkan data

Data menjadi salah satu komponen penting dalam penelitian ini. Karena data yang didapat yang akan digunakan sebagai dasar untuk melakukan prediksi yang akan dilakukan. Untuk itu diperlukan proses pengumpulan data terkait variabel-variabel yang dapat mempengaruhi penentuan kualitas gula di PT. PG Rajawali I Surabaya.

Parameter pada Tabel 2. 2 akan digunakan sebagai variabel-variabel untuk melakukan prediksi nilai warna larutan (ICUMSA) dan Besar Jenis Butir

(BJB). Selain itu, untuk penelitian ini juga digunakan data nilai warna larutan (ICUMSA) dan Besar Jenis Butir (BJB) yang merupakan hasil dari uji laboratorium yang dilakukan oleh PT. PG Rajawali I Surabaya. Data yang digunakan adalah data harian untuk periode 23 Mei – 27 Oktober 2014 (149 hari).

3.1.5. Pra-processing data

Setelah semua data yang diperlukan diperoleh, langkah berikutnya adalah melakukan pra-processing data untuk memastikan bahwa data tersebut siap diolah. Pada tahap ini dilakukan pengecekan apakah terdapat *missing value* pada data atau tidak. Pada tahap ini juga ditentukan pembagian untuk persentase data training dan testing pada data. Pada penelitian ini dilakukan dua pembagian data yaitu 60%:40% dan 80%:20% untuk masing-masing training dan testing.

3.1.6. Menentukan parameter pengujian

Pada proses ini, peneliti menentukan parameter pengujian apa saja dari SNI 3140.3:2010 yang akan digunakan untuk memprediksi kualitas gula kristal putih. Dalam hal ini, peneliti menggunakan parameter sesuai Gambar 2.1 dan Gambar 2.2 untuk digunakan dalam memprediksi nilai warna larutan (ICUMSA) dan Besar Jenis Butir (BJB).

3.1.7. Membangun model support vector machine

Data yang diolah pada proses ini adalah data *training* saja. Pengolahan data digunakan dengan memanfaatkan aplikasi Rapidminer. Pada tahap ini dilakukan perhitungan dengan menggunakan metode SVM untuk membuat model yang akan digunakan untuk melakukan prediksi.

Setelah model selesai dibuat, perlu ditentukan model terbaik agar dapat menghasilkan hasil prediksi yang paling optimum. Selain membangun model dengan metode SVM biasa, penulis juga

menggunakan metode genetika algoritma (GA) untuk membandingkan hasil prediksi dengan SVM biasa dan dengan menggunakan GA.

3.1.8. Menentukan parameter optimum

Model terbaik diperoleh dengan mengoptimalkan nilai dari parameter-parameter tertentu untuk model SVM. Parameter yang digunakan oleh penulis antara lain jenis kernel, C, dan gamma. Model terbaik ditentukan dengan melihat nilai *root mean square error* (RMSE) dan *absolute error* yang dihasilkan dari masing-masing parameter. Penulis menggunakan metode *grid search* yaitu untuk menentukan model dengan parameter optimum dari SVM. Parameter SVM yang paling optimum kemudian digunakan untuk melakukan prediksi dengan menggunakan SVM GA.

3.1.9. Melakukan prediksi

Berdasarkan model terbaik yang sudah didapatkan pada poin 3.1.7, dilakukan prediksi menggunakan data *testing* yang sudah disiapkan sebelumnya. Output dari proses ini adalah berupa hasil prediksi nilai warna larutan (ICUMSA) dan Besar Jenis Butir (BJB) dari produk gula kristal putih yang dihasilkan oleh PT. PG Rajawali I Surabaya. Prediksi dilakukan dengan menggunakan dua model yaitu model terbaik yang dihasilkan dari proses *grid search* dan model SVM GA.

3.1.10. Mengklasifikasikan hasil prediksi warna larutan (ICUMSA) dan BJB

Nilai hasil prediksi yang sudah didapatkan baik dengan model SVM ataupun SVM GA kemudian diklasifikasikan. Klasifikasi dilakukan sesuai dengan aturan yang ada pada SNI 3140.3:2010 yang dapat dilihat pada Tabel 2.1. Variabel warna larutan (ICUMSA) diklasifikasikan kedalam tiga kelas yaitu GKP1, GKP2, dan tidak termasuk GKP 1 atau GKP 2 (*undefined*). Sedangkan untuk BJB

klasifikasi dilakukan menjadi dua kelas yaitu kualitas memenuhi syarat (lolos pengujian) dan tidak memenuhi syarat (*undefined*).

3.1.11. Mengklasifikasikan kualitas gula

Berdasarkan hasil klasifikasi terhadap nilai prediksi warna larutan (ICUMSA) dan BJB, kemudian dilakukan klasifikasi lag untuk menentukan kualitas gula. Kualitas gula diklasifikasikan menjadi tiga berdasarkan SNI 3140.3:2010 yaitu GKP1, GKP2, dan gula yang tidak termasuk GKP 1 atau GKP 2 (*undefined*). Pengklasifikasian dilakukan dengan melakukan analisis klasifikasi untuk warna larutan (ICUMSA) dan Besar Jenis Butir (BJB) yang dihasilkan dari prediksi yaitu disesuaikan dengan standar SNI 3140.3:2010 pada Tabel 2. 1.

3.1.12. Evaluasi hasil klasifikasi

Hasil klasifikasi yang sudah dilakukan kemudian diukur akurasi untuk memastikan apakah model tersebut memang sesuai untuk digunakan dalam mengklasifikasikan kualitas gula atau tidak.

3.1.13. Penarikan kesimpulan

Hasil prediksi yang sudah didapatkan kemudian dianalisis untuk ditarik kesimpulan berdasarkan rumusan masalah dan tujuan yang sudah ditentukan pada Bab I poin 1.2 dan 1.4.

3.1.14. Penyusunan laporan tugas akhir

Tahapan terakhir dari penelitian tugas akhir ini adalah pembuatan laporan tugas akhir. Laporan yang dibuat terdiri dari tujuh bab pembahasan, antara lain:

BAB I PENDAHULUAN

Bab I berisi mengenai pendahuluan yang menjelaskan mengenai latar belakang, rumusan masalah, batasan permasalahan, tujuan, manfaat, dan sistematika dari penulisan buku tugas akhir ini

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab II berisikan penjelasan mengenai teori-teori yang digunakan untuk pengerjaan penelitian tugas akhir ini. Teori yang dijelaskan yaitu yang terkait dengan informasi umum mengenai objek dari penelitian yaitu gula kristal putih, kriteria penentuan kualitas, dan metode prediksi yang digunakan oleh penulis.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab III menjelaskan mengenai metode atau pendekatan yang digunakan dalam melakukan penelitian tugas akhir yang dilakukan oleh penulis.

BAB IV PERANCANGAN

Bab IV menjelaskan mengenai bagaimana model SVM dan SVM GA yang dibuat untuk melakukan prediksi.

BAB V IMPLEMENTASI

Bab implementasi ini menjelaskan mengenai bagaimana penentuan model atau parameter terbaik dilakukan.

BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab VI menjelaskan mengenai hasil yang diperoleh dari penerapan model terbaik pada data testing yang sudah disiapkan.

BAB VII PENUTUP

Bab VII berisikan kesimpulan dan saran dari keseluruhan hasil pengerjaan penelitian tugas akhir yang sudah dilakukan. Dimana diharapkan hasil penelitian tugas akhir ini dapat membantu PT PG Rajawali I Surabaya untuk memprediksi bagaimana kualitas produk yang mereka hasilkan. Pada bagian ini, penulis juga menuliskan saran bagi penelitian berikutnya terkait prediksi kualitas gula kristal putih untuk PT. PG Rajawali I Surabaya.

BAB IV PERANCANGAN

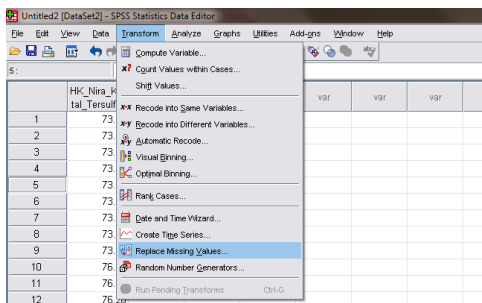
Penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahap atau proses seperti yang sudah dijelaskan pada Bab III. Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai tahapan penelitian yang dilakukan oleh penulis dengan lebih rinci. Pada penelitian ini, penulis menggunakan beberapa *tools* antara lain SPSS untuk *pre-processing* data Rapidminer untuk melakukan prediksi, dan Microsoft Excel.

4.1. Tahap Pre-Processing Data

4.1.1. Penanganan *missing value* data

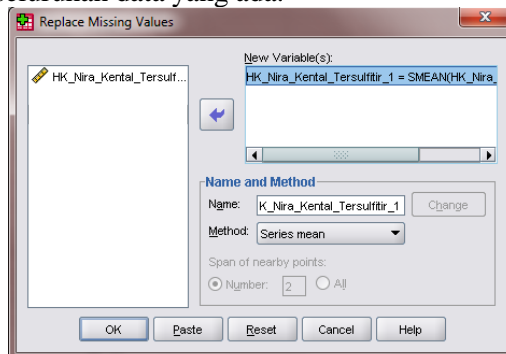
Terdapat *missing value* atau data yang kosong pada data Stasiun Penguapan, lebih tepatnya pada proses HK Nira Kental Tersulfitor di hari giling ke-18. Untuk itu, perlu dilakukan penanganan terhadap kondisi tersebut agar hasil prediksi yang didapatkan dapat optimal.

Penanganan terhadap *missing value* atau data yang kosong dilakukan dengan menggunakan *tool* SPSS. Untuk memulai menggunakan SPSS, *copy* data HK Nira Kental Tersulfitor pada lembar kerja SPSS. Penanganan *missing value* dapat diatasi dengan menggunakan fitur yang ada pada SPSS yaitu *Replace Missing Value* seperti pada Gambar 4.1.



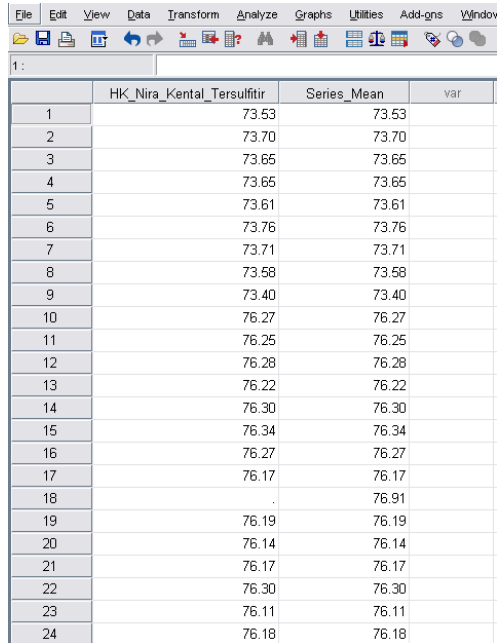
Gambar 4. 1 Langkah penggunaan fitur *Replace Missing Value* pada SPSS

Pengaturan untuk *Replace Missing Value* adalah seperti pada Gambar 4.2. Metode untuk pengisian *missing value* dapat diubah sesuai dengan kebutuhan. Untuk data HK Nira Kental Tersulfir, penulis memilih menggunakan metode *series mean*. Dengan metode ini, *missing value* pada data tersebut akan diisi dengan rata-rata dari keseluruhan data yang ada.



Gambar 4. 2 Pengaturan Replace Missing Value pada SPSS

Hasil yang didapat untuk mengisi *missing value* pada data HK Nira Kental Tersulfir di hari giling ke-18 adalah 76.91. Data ini selanjutnya diinputkan ke dalam data HK Nira Kental Tersulfir untuk dilakukan prediksi. Hasil penanganan *missing value* dengan menggunakan SPSS dapat dilihat pada Gambar 4.3 berikut. Pada Gambar 4.3 pada data ke-18 kolom Series_mean dapat dilihat bahwa data yang sebelumnya kosong sudah terisi.



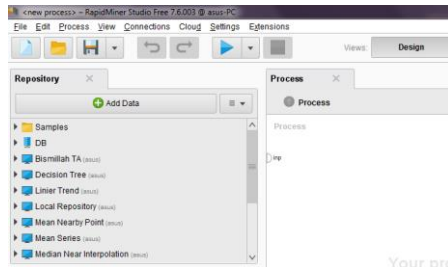
	HK_Nira_Kental_Tersulfitr	Series_Mean	var
1	73.53	73.53	
2	73.70	73.70	
3	73.65	73.65	
4	73.65	73.65	
5	73.61	73.61	
6	73.76	73.76	
7	73.71	73.71	
8	73.58	73.58	
9	73.40	73.40	
10	76.27	76.27	
11	76.25	76.25	
12	76.28	76.28	
13	76.22	76.22	
14	76.30	76.30	
15	76.34	76.34	
16	76.27	76.27	
17	76.17	76.17	
18	.	76.91	
19	76.19	76.19	
20	76.14	76.14	
21	76.17	76.17	
22	76.30	76.30	
23	76.11	76.11	
24	76.18	76.18	

Gambar 4. 3 Penanganan Missing Value dengan SPSS

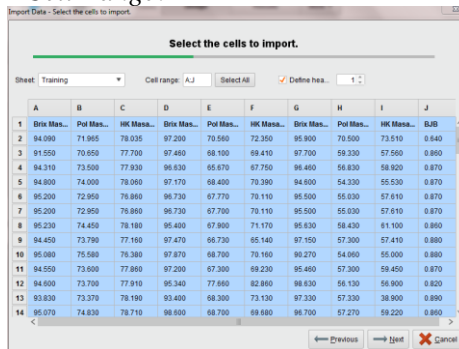
4.1.2. Import data pada Rapidminer

Terdapat dua jenis data yang akan dirediksi oleh penulis dapat penelitian ini yaitu data nilai ICUMSA dan BJB, dimana keduanya merupakan variabel *dependent* yang dipengaruhi oleh variabel-variabel lain. Import data dilakukan untuk masing-masing data ICUMSA dan BJB secara bergantian. Pada tahap pre-processing data, penulis membagi data tersebut menjadi 80%:20% dan 60%:40%, dimana 80% dan 60% untuk data training serta 20% dan 40% data digunakan untuk melakukan testing. Import data dilakukan berdasarkan pembagian data tersebut.

Import data pada Rapidminer dapat dilakukan dengan menggunakan fitur *Add Data* seperti pada Gambar 4.4.



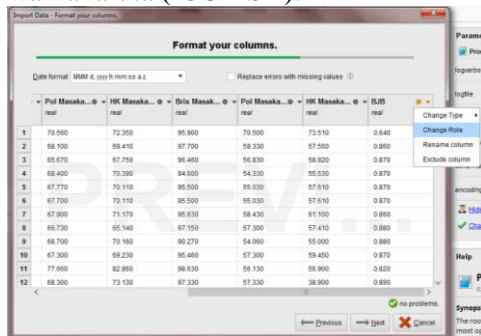
Gambar 4. 4 Fitur Add Data pada Rapidminer
Kemudian pilih lokasi dimana file dengan format CSV disimpan. Setelah file dipilih, maka akan muncul kotak dialog seperti pada Gambar 4.5. Pada bagian ini, dilakukan pengaturan sheet pada file CSV mana yang akan digunakan pada kolom *Sheet* dan rentang cell yang akan digunakan pada kolom *Cell Range*.



Gambar 4. 5 Kotak dialog pemilihan data yang akan diimpor pada Rapidminer

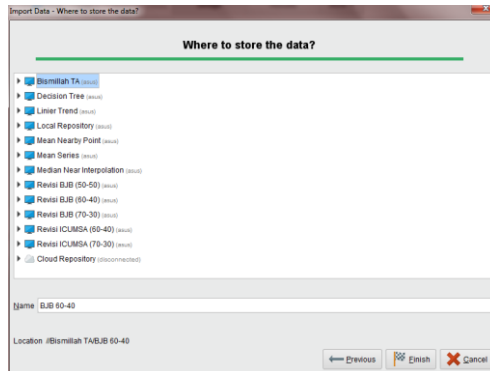
Selanjutnya akan muncul kotak dialog seperti pada Gambar 4.6. Pada bagian ini dapat dilakukan pengaturan format kolom pada data yang akan diimpor. Pengaturan yang dilakukan antara lain berupa tipe data, role antar kolom, mengubah nama kolom, dan menghapus kolom. Terdapat beberapa tipe data yang dapat digunakan antara lain *polynomial*, *binomial*, *real*, *integer*, *date_time*, *date*, dan *time*. Tipe data dapat

disesuaikan sesuai dengan kondisi data yang dimiliki. Untuk dapat menggunakan prediksi dengan SVM, data harus memiliki role berupa *label*. Kolom yang menjadi *label* adalah kolom yang akan diprediksi nilainya oleh sistem Rapidminer nantinya. Sehingga untuk proses ini, penulis mengatur kolom BJB sebagai *label* untuk data BJB dan kolom ICUMSA sebagai *label* untuk data warna laruta (ICUMSA).



Gambar 4. 6 Pengaturan format kolom data pada Rapidminer

Setelah mengatur format kolom pada data, selanjutnya muncul kotak dialog seperti Gambar 4.7. Pada tahap ini, dilakukan pemilihan lokasi penyimpanan data dan penamaan data.



Gambar 4. 7 Pengaturan lokasi penyimpanan data yang diimport pada Rapidminer

Jika data berhasil terimport, maka data yang sudah dibuat akan muncul pada jendela *Repository* yang berada di bagian kiri Rapidminer seperti pada Gambar 4.4. Selain itu, isian dari data yang sudah diimport juga dapat dilihat dengan mengklik dua kali pada data yang sudah tersimpan, sehingga data yang sudah tersimpan dapat dilihat seperti pada Gambar 4.8.

Row No.	BJB	Diras Menaka	Pol Menaka	HK Menaka	Diras Menaka	Pol Menaka	HK Menaka	Diras Menaka	Pol
1	0.940	94.080	71.995	79.035	97.200	70.580	72.350	95.900	70.6
2	0.960	91.550	70.650	77.700	97.460	68.100	69.410	97.700	59.3
3	0.970	94.310	73.500	77.830	96.630	65.670	67.750	96.460	56.8
4	0.970	94.600	74	78.060	97.170	68.400	70.380	94.600	54.3
5	0.970	95.200	72.950	76.860	96.730	67.770	70.110	95.500	55.0
6	0.970	95.200	72.950	76.860	96.730	67.770	70.110	95.500	55.0
7	0.850	95.230	74.450	78.180	95.400	67.600	71.170	95.630	58.4
8	0.880	94.450	73.780	77.160	97.470	66.730	65.140	97.160	57.3
9	0.880	95.080	75.580	76.380	97.870	68.700	70.160	90.270	54.0
10	0.970	94.050	73.600	77.860	97.200	67.300	69.230	95.460	57.3
11	0.820	94.600	73.700	77.910	95.340	77.680	82.860	96.630	56.1
12	0.890	93.830	73.370	78.190	93.400	68.300	73.130	97.330	57.3
13	0.850	95.070	74.830	78.710	98.600	68.700	69.680	96.700	57.2
14	0.970	94.700	73.900	79.040	97.600	65.600	68.240	96.800	57.5

Gambar 4. 8 Hasil impor data pada Rapidminer

4.2. Tahap Penyusunan Model pada Rapidminer

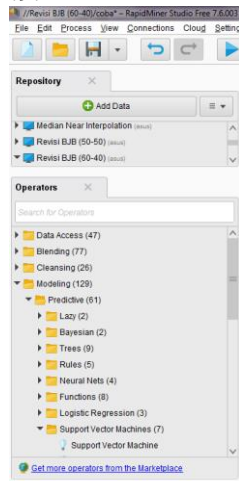
Setelah dilakukan pre-processing dan import data kedalam Rapidminer, selanjutnya akan dilakukan proses prediksi. Untuk dapat melakukan prediksi, perlu dibuat suatu model SVM. Model dibuat secara terpisah untuk data training dan

data testing dengan persentase data 80%:20% dan 60%:40% seperti yang sudah dijelaskan diawal. Model dapat dibuat pada halaman *Process* di Rapidminer.

4.2.1. Perancangan data training warna larutan (ICUMSA) dan BJB

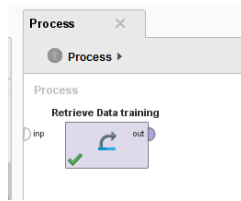
a. SVM *Grid Search*

Berbagai operator untuk membuat model dapat dipilih pada jendela bagian kiri Rapidminer seperti pada Gambar 4.9.



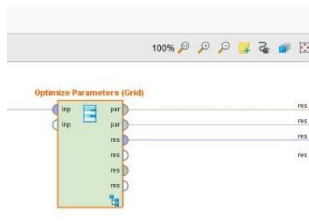
Gambar 4. 9 Operator-operator pada Rapidminer

Model akan dibuat dalam 3 layer proses. Pembuatan model untuk data training dimulai dengan melakukan *drag* pada data training yang sudah diimport sebelumnya. Fitur ini adalah fitur *Retrieve Data*. Dengan fitur ini, Rapidminer dapat membaca isi data yang akan digunakan untuk membuat model. *Retrieve Data* dapat dilihat seperti pada Gambar 4.10.



Gambar 4. 10 Operator *retrieve data*

Setelah memilih data yang akan digunakan untuk penelitian, dilakukan pengaturan *grid search*. *Grid search* berfungsi untuk memperoleh data terbaik atau data paling optimum untuk pemodelan SVM yang akan dilakukan. Operator yang digunakan untuk melakukan *grid search* adalah operator *Optimize Parameters (Grid)* seperti pada Gambar 4.11.

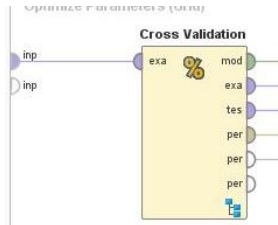


Gambar 4. 11 Operator *optimize parameters (grid)*

Terdapat beberapa operator yang bersifat *nested operator*, yaitu di dalam operator tersebut terdapat sub proses lagi yang akan dieksekusi. Operator *Optimize Parameters (Grid)* merupakan salah satu *nested operator*. Didalam operator ini terdapat proses lagi pada layer kedua. Tampilan layer kedua dapat dilihat pada Gambar 4.

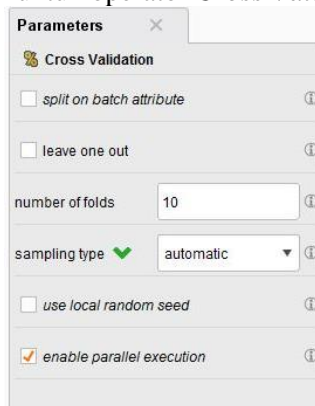
Didalam operator *Optimize Parameters (Grid)* digunakan operator *Cross Validation* yang berguna untuk memvalidasi akurasi model yang dihasilkan. *Cross Validation* juga merupakan salah satu *nested operator*. Bentuk operator *Cross Validation* dapat dilihat pada Gambar 4.12 *Cross validation* melakukan pengecekan dengan

membagi input kedalam training dan testing untuk memastikan bahwa model yang dibuat sudah optimum.



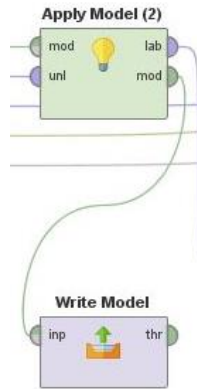
Gambar 4. 12 Operator cross validation

Pengaturan untuk operator *Cross Validation* dapat dilihat pada Gambar 4.13 *Cross validation* dapat diatur jumlah *fold* atau pembagian training dan testing pada data. Jumlah *fold* yang dipakai kali ini adalah sesuai dengan jumlah *default* dari Rapidminer untuk operator *Cross Validation*.



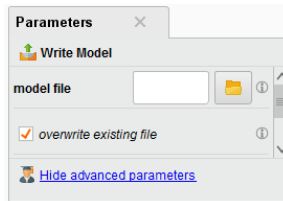
Gambar 4. 13 Pengaturan cross validation

Operator *Apply Model* dan *Write Model*. Operator *Apply Model* berfungsi untuk memperoleh hasil prediksi dari data label yang sudah ditentukan diawal. Bentuk operator *Apply Model* dapat dilihat pada Gambar 4.14.



Gambar 4. 14 Opeator *Apply Model* dan *Write Model*

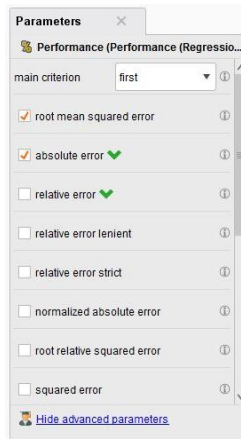
Operator berikutnya yang digunakan adalah *Write Model*. Operator ini berfungsi untuk menyimpan model yang dihasilkan dari proses training yang dilakukan. Bentuk operator *Write Model* dapat dilihat pada Gambar 4.14. Pada operator *Write Model* perlu dilakukan pengaturan dimana lokasi penyimpanan file dan nama file yang akan disimpan. Pengaturannya dapat dilihat seperti pada Gambar 4.15.



Gambar 4. 15 Pengaturan operator *write model*

Untuk mengukur keakuratan model yang dibuat, digunakan operator *Performance (Regression)*. Dengan menggunakan operator *Performance (Regression)*, dapat ditentukan metode atau cara penilaian akurasi seperti apa yang sesuai dengan data dan model yang digunakan. Pengaturan

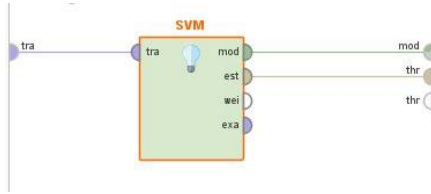
operator *Performance (Regression)* dapat dilihat seperti pada Gambar 4.16. Centang pengukuran akurasi yang ingin ditampilkan. Pengukuran yang digunakan kali ini adalah *root mean square error* (RMSE) dan *absolute error*.



Gambar 4. 16 Pengaturan operator *performance (regression)*

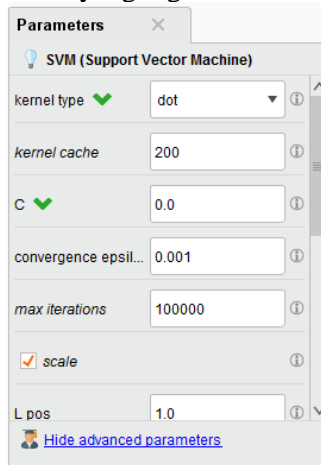
Selanjutnya layer proses ketiga yang berada didalam operator *Cross Validation*. Data yang masuk kedalam proses ini adalah data testing dari pembagian data training yang dilakukan oleh *Cross Validation*. Gambaran layer proses ketiga dapat dilihat pada Gambar 4.

Pada layer ketiga ini, proses utama yaitu prediksi dilakukan. Rapidminer menyediakan beberapa operator metode prediksi yang dapat digunakan, namun penulis kali ini akan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM).



Gambar 4. 17 Operator *support vector machine*

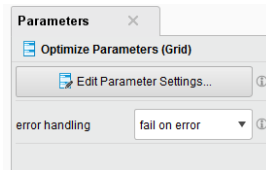
Pengaturan untuk operator SVM dapat dilihat seperti pada Gambar 4.18. Untuk pengaturan awal, mengikuti *default* dari Rapidminer. Pengaturan berikutnya untuk operator SVM akan dijelaskan pada Bab IV. Operator berikutnya yang perlu digunakan adalah operator *Apply Model*. Operator ini bertujuan untuk memperoleh hasil prediksi berdasarkan data yang digunakan untuk model.



Gambar 4. 18 Pengaturan operator SVM

Model yang dibuat dapat dilihat performanya dengan menggunakan operator *Validation* pada Rapidminer. Operator *Validation* yang digunakan adalah *Performance (Regression)*. Pengaturan pada operator *Performance (Regression)* dapat dilihat pada Gambar 4.16. Performa model akan

dilihat berdasarkan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) dan *Absolute Error* yang dihasilkan. Setelah model selesai dibuat, dilakukan pengauturan pada operator *Optimize Parameters (Grid)*. Operator *Optimize Parameters (Grid)* dapat diatur dengan mengklik tombol *Edit Parameter Settings* yang ada pada bagian *Operators* di sebelah kanan halaman Rapidminer seperti pada Gambar 4.19.



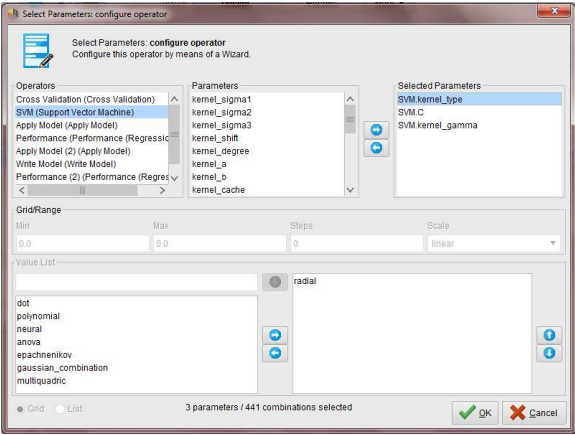
Gambar 4. 19 Pengaturan *optimize parameters (grid)*

Pada bagian pengaturan operator *Optimize Parameters (Grid)* dapat dilakukan pengaturan parameter apa saja yang akan dioptimasi seperti jenis kernel, nilai C, nilai gamma, dan lain sebagainya. Pemilihan parameter yang akan dioptimasi dapat dilihat pada Gambar 4.20. Peneliti akan menggunakan tiga parameter untuk dioptimasi yaitu jenis kernel, nilai C, dan gamma.



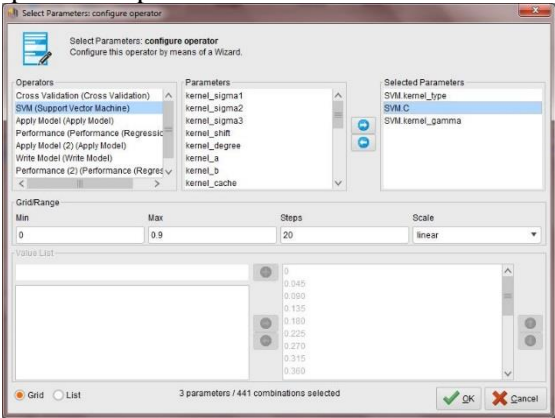
Gambar 4. 20 Pemilihan parameter untuk dioptimasi

Pada penelitian ini, penulis menggunakan dua jenis kernel untuk dilakukan pengujian yaitu kernel dot dan radial. Pengaturan untuk pemilihan jenis kernel dapat dilihat pada Gambar 4.21.



Gambar 4. 21 Pengaturan jenis kernel

Untuk pengaturan kernel dot, parameter yang diatur nilainya adalah parameter C. Sedangkan untuk kernel radial, parameter yang dioptimasi adalah C dan gamma. Pengaturan untuk *Optimize Parameters (Grid)* untuk masing-masing kernel dapat dilihat pada Gambar 4.22 dan Gambar 4.23.

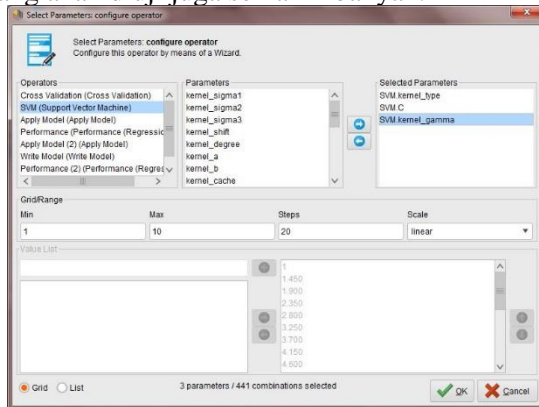


Gambar 4. 22 Pengaturan parameter C

Nilai C dapat dibatasi dengan menginputkan batasan pada kolom *Min* dan *Max* seperti pada Gambar 4. Dengan menginputkan nilai ini, maka pengujian nilai C yang dilakukan dengan *grid*

search akan dibatasi sesuai nilai minimal dan maksimal yang diinputkan.

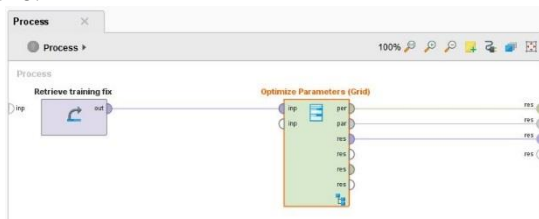
Sedangkan nilai *Steps* menunjukkan jumlah angka yang akan diuji dalam *grid search*. Semakin besar jumlah *Steps* yang diinputkan, maka jumlah angka yang akan diuji juga semakin banyak.



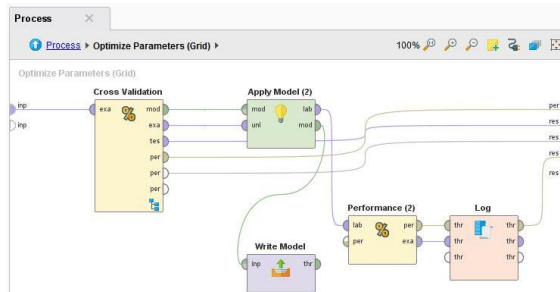
Gambar 4. 23 Pengaturan parameter gamma

Pengaturan untuk nilai parameter gamma juga serupa dengan aturan yang ada dalam pengisian pada parameter C. Yaitu perlu dilakukan pengaturan nilai minimal, maksimal, dan *steps*.

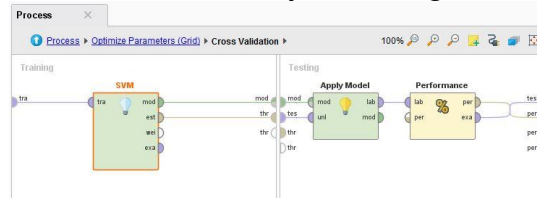
Tampilan model SVM *grid search* dapat dilihat pada Gambar 4.24, Gambar 4.25, dan Gambar 4.26.



Gambar 4. 24 Proses/layer 1 SVM grid search



Gambar 4. 25 Proses/layer 2 SVM *grid search*

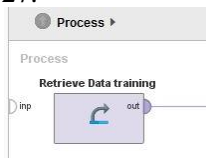


Gambar 4. 26 Proses/layer 3 SVM *grid search*

Rancangan model yang dihasilkan untuk data training warna larutan (ICUMSA) dan BJB adalah seperti pada Gambar 4. Operator dan pengaturan operator untuk model training warna larutan (ICUMSA) dan BJB adalah sama. Perbedaannya adalah pada *Retrieve Data* yang digunakan. Model warna larutan (ICUMSA) menggunakan *Retrieve Data* data training ICUMSA sedangkan BJB menggunakan *Retrieve Data* dari data BJB.

b. SVM Genetika Algoritma (GA)

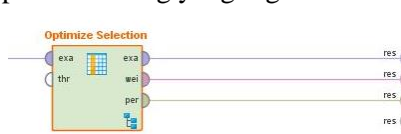
Untuk memulai membuat model SVM dengan GA, operator *Retrieve Data* perlu digunakan seperti pada Gambar 4.27.



Gambar 4. 27 Operator *retrieve data*

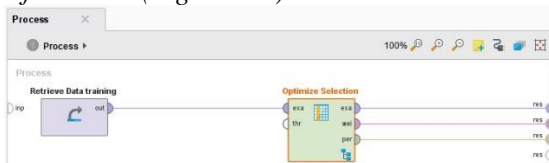
Berikutnya adalah penggunaan operator *Optimize Selection*. Operator ini berfungsi untuk memfilter

atau memilah atribut atau fitur yang relevan terhadap data training yang digunakan.

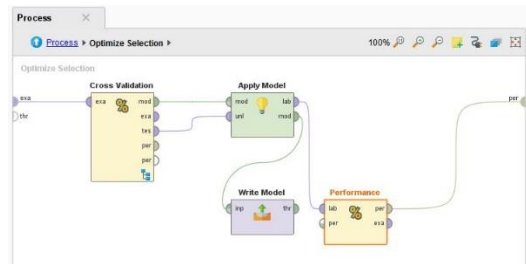


Gambar 4. 28 Operator *optimize selection*

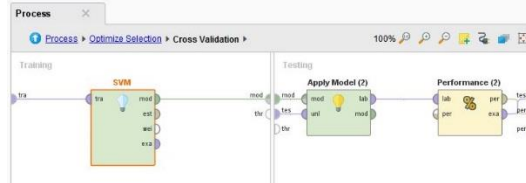
Didalam operator *Optimize Selection*, terdapat proses lagi yang ada didalamnya. Operator yang digunakan adalah *cross validation*. Operator ini berfungsi untuk membagi data yang diinputkan menjadi data training dan testing untuk dilakukan pengujian hingga menemukan model yang paling optimum. *Cross validation* dapat dilakukan pengaturan untuk jumlah *fold* atau pembagiannya. Pengaturannya dapat dilihat seperti Gambar 4.13. Pada bagian ini juga digunakan operator *apply model*, dan *performance (regression)*. Didalam operator *cross validation* terdapat proses utama yaitu penggunaan SVM. Untuk perancangan, pengaturan untuk operator SVM dibiarkan dalam pengaturan *default* terlebih dahulu. Selain operator SVM, pada bagian ini juga terdapat penggunaan operator *apply model* dan *performance (regression)*.



Gambar 4. 29 Proses/layer 1 model SVM GA



Gambar 4. 30 Proses/layer 2 model SVM GA



Gambar 4. 31 Proses/layer 3 model SVM GA

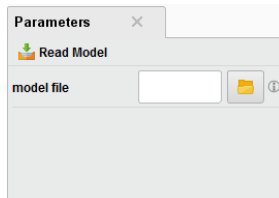
Rancangan model yang dihasilkan untuk data training warna larutan (ICUMSA) dan BJB adalah seperti pada Gambar 4.29, Gambar 4.30, dan Gambar 4.31. Operator dan pengaturan operator untuk model training warna larutan (ICUMSA) dan BJB adalah sama. Perbedaannya adalah pada *Retrieve Data* yang digunakan. Model warna larutan (ICUMSA) menggunakan *Retrieve Data* data training ICUMSA sedangkan BJB menggunakan *Retrieve Data* dari data BJB.

4.2.2. Perancangan data testing warna larutan (ICUMSA) dan BJB

Sama seperti perancangan untuk data training, operator yang diperlukan untuk membuat rancangan model data testing adalah *Retrieve Data*. Data yang digunakan tentunya data testing yang telah diimport sebelumnya. Drag *Retrieve Data* pada halaman *Process* seperti pada Gambar 4.10.

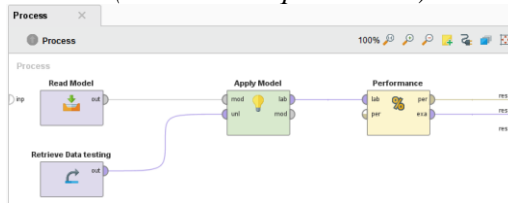
Operator berikutnya yang diperlukan adalah operator *Read Model*. Operator ini berfungsi untuk membaca model yang sudah dihasilkan dari model

training. Pengaturan untuk operator *Read Model* dapat dilihat pada Gambar 4.32. Pengaturan yang perlu dilakukan adalah memilih file model hasil training.



Gambar 4. 32 Operator read model

Berikutnya adalah menggunakan operator *Performance (Regression)* untuk mengukur performa dari prediksi yang dihasilkan untuk data testing. Pengaturan untuk operator *Performance (Regression)* dapat dilihat seperti Gambar 4.16. Dimana faktor performa yang akan dilihat adalah nilai RMSE (*Root Mean Square Error*).



Gambar 4. 33 Rancangan model untuk data testing

Rancangan model untuk testing prediksi larutan warna (ICUMSA) dan BJB adalah seperti pada Gambar 4.33. Operator dan pengaturan operator untuk model training warna larutan (ICUMSA) dan BJB adalah sama. Perbedaannya adalah pada *Retrieve Data* yang digunakan. Model warna larutan (ICUMSA) menggunakan *Retrieve Data* data training ICUMSA sedangkan BJB menggunakan *Retrieve Data* dari data BJB.

4.2.3. Perancangan klasifikasi warna larutan (ICUMSA) dan BJB dan kualitas gula

Klasifikasi pada penelitian ini dilakukan berdasarkan aturan di Indonesia yaitu SNI 3140.3:2010. Standar ini mengatur mengenai klasifikasi untuk gula kristal putih. Aturan atau standar yang digunakan dalam metode ini dapat dilihat pada Tabel 2. 1. Terdapat dua klasifikasi yang dilakukan pada penelitian ini. Klasifikasi yang pertama adalah klasifikasi untuk kelas warna larutan (ICUMSA) dan BJB berdasarkan nilai prediksi yang didapatkan dari proses testing. Klasifikasi yang kedua adalah klasifikasi kualitas gula berdasarkan hasil klasifikasi warna larutan (ICUMSA) dan BJB yang sudah dilakukan sebelumnya.

Klasifikasi dilakukan dengan memanfaatkan *tool* Microsoft Excel. Untuk warna larutan (ICUMSA), gula dapat diklasifikasikan menjadi tiga kelas dengan aturan:

- GKP1 → nilai warna larutan (ICUMSA) antara 81 - 200
- GKP2 → nilai warna larutan (ICUMSA) antara 201 – 300
- *Undefined* → nilai warna larutan (ICUMSA) <81 atau >300

Sedangkan untuk BJB, pengklasifikasiannya adalah dua kelas dengan aturan:

- Memenuhi syarat atau lolos (L) → nilai BJB antara 0,8 - 1,2
- Tidak memenuhi syarat atau *undefined* (TL) → nilai BJB <0,8 atau >1,2

Gula dengan kualitas GKP1 merupakan gula dengan kualitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan GKP2. Sedangkan gula dengan kualitas *undefined* merupakan gula yang tidak tergolong GKP1 dan GKP2.

Penjelasan cara penentuan klasifikasi dan fungsi pada Microsoft Excel yang digunakan untuk menentukan klasifikasi ini adalah sebagai berikut.

	A	B	C	D	E
1	ICUMSA	Hasil Klasifikasi	BJB	Hasil Klasifikasi	Kualitas Gula
2	276.92	GKP2	0.87	Lolos	GKP2
3	238.73	GKP2	0.63	Undefined	Undefined
4	174.39	GKP1	0.82	Lolos	GKP1

Gambar 4. 34 Contoh hasil klasifikasi

Pada Gambar 4. 34 fungsi untuk menentukan klasifikasi nilai ICUMSA pada baris ke-2 adalah dengan menggunakan fungsi pada Gambar 4. 35.

```
=IF(A2<81,"Tidak Lolos", IF(AND(A2>=81,A2<=200),"GKP1", IF(AND(A2>=201,A2<=300),"GKP2", IF(A2>300,"Undefined"))))
```

Gambar 4. 35 Fungsi penentuan klasifikasi warna larutan (ICUMSA)

Untuk menentukan klasifikasi BJB untuk baris ke-2 pada Gambar 4. 34 **Error! Reference source not found.**, fungsi yang digunakan adalah seperti pada Gambar 4. 36.

```
=IF(AND(C2>=0.8,C2<=1.2),"Lolos","Undefined")
```

Gambar 4. 36 Fungsi penentuan klasifikasi BJB

Klasifikasi yang terakhir adalah klasifikasi untuk menentukan kualitas gula berdasarkan hasil klasifikasi warna larutan (ICUMSA) dan BJB yang sudah dilakukan pada Gambar 4. 34. Digunakan fungsi seperti pada Gambar 4. 37.

```
=IF(D2="Lolos",B2,"Undefined")
```

Gambar 4. 37 Fungsi penentuan klasifikasi kualitas gula

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB V IMPLEMENTASI

5.1. Penentuan Parameter

Sebelum melakukan optimasi parameter, perlu ditentukan terlebih dahulu parameter apa saja yang akan dioptimasi. Pada penelitian ini, penulis menggunakan dua jenis kernel yang akan dioptimasi yaitu kernel Dot dan Radial. Kedua kernel ini memiliki parameter-parameter yang berbeda untuk diptimasi. Untuk kernel Dot, parameter yang perlu diptimasi adalah nilai C. Sedangkan untuk kernel Radial, parameter yang perlu dioptimasi adalah C dan gamma. Penulis menggunakan range tertentu mengoptimasi nilai C dan gamma untuk masing-masing kernel. Range nilai yang digunakan adalah seperti pada Tabel 5. 1 berikut.

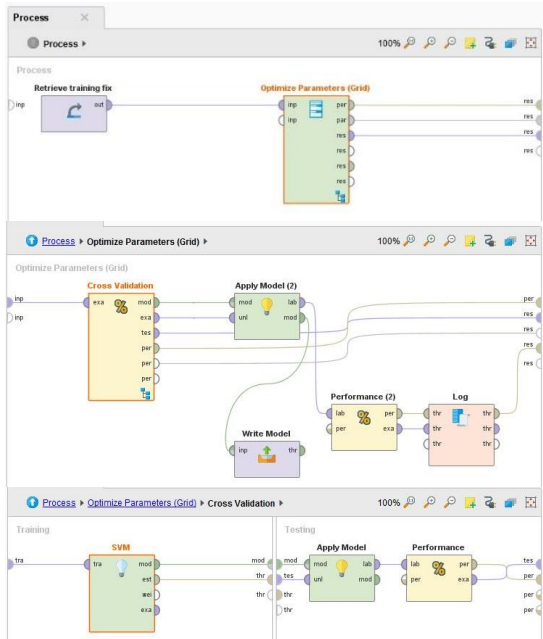
Tabel 5. 1 Rentang nilai parameter C dan gamma

Kernel	C		Gamma	
	Min	Max	Min	Max
Dot	0	0.9	-	-
	1	10	-	-
	11	20	-	-
Radial	0	0.9	0	0.9
	0	0.9	1	10
	0	0.9	11	20
	1	10	0	0.9
	1	10	1	10
	1	10	11	20
	11	20	0	0.9
	11	20	1	10
	11	20	11	20

5.2. Penentuan Parameter Optimum

Penentuan parameter optimum dilakukan dengan menggunakan model SVM *grid search*. Model untuk memprediksi data training dapat dilihat pada Gambar 5.1.

Model ini akan mampu menampilkan nilai parameter C dan γ teroptimal untuk masing-masing jenis kernel yang digunakan dalam penelitian. SVM *grid search* akan memilih parameter yang menghasilkan nilai RMSE terendah untuk dijadikan sebagai parameter paling optimum.



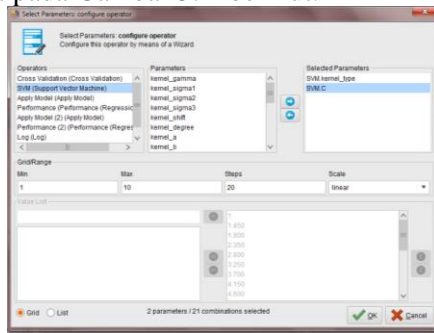
Gambar 5. 1 Model SVM grid search

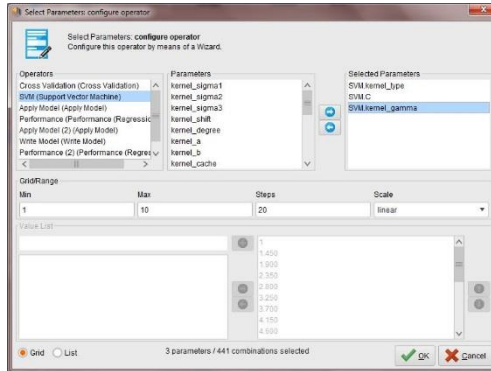
5.2.1. Data Training 80%:20%

Data *training* ini terdiri dari 119 periode atau baris data tanggal 23 Mei - 26 September 2014. Cara penentuan parameter optimum untuk data *training* ini nilai C dan γ dibuat dalam *range* atau rentang nilai tertentu. Dimana digunakan dua jenis kernel yaitu kernel Dot dan Radial. Pembagian rentang atau *range* nilai yang digunakan adalah 0-0.9, 1-10, dan 11-20.

Pengaturan parameter dapat dilakukan pada operator *Optimize Parameters (Grid)* pada bagian

Edit Parameters Setting seperti pada Gambar 4. 19 Gambar 4. 19 Pengaturan *optimize parameters (grid)*. Parameter C yang digunakan oleh penulis adalah mulai dari nilai 0-20. Dimana nilai tersebut dibagi kedalam tiga rentang nilai (*range*) yaitu 0-0.9, 1-10, dan 11-20. Cara ini dipilih agar dapat membandingkan peforma yang paling optimum antar *range*. Pengaturan nilai parameter C dapat dilihat pada Gambar 5. 2 berikut.





Gambar 5. 3 Pengaturan parameter gamma

Pengujian *grid search* dilakukan untuk variabel warna larutan (ICUMSA) dan BJB secara terpisah. Hal ini dilakukan karena kedua variabel ini merupakan variabel dependent yaitu variabel yang nilainya dipengaruhi oleh nilai dari variabel lain. Variabel yang mempengaruhi *dependent variabel*) untuk warna larutan (ICUMSA) dan BJB juga berbeda.

Hasil yang diperoleh dari pengujian *grid search* variabel BJB untuk model data *training* 80%:20% dapat dilihat pada Tabel 5. 2.

Tabel 5. 2 Parameter optimum variabel BJB data training 80%:20%

C		Gamma		Parameter Optimum		RMSE	Absolute Error
Min	Max	Min	Max	C	Gamma		
0	0.9	-	-	0.054	-	0.082	0.060
1	10	-	-	1.9	-	0.087	0.061
11	20	-	-	11.9	-	0.089	0.063
0	0.9	0	0.9	0.828	0.63	0.074	0.057
0	0.9	1	10	0.504	3.88	0.074	0.058
0	0.9	11	20	0.684	17.48	0.075	0.057
1	10	0	0.9	7.48	0	0.078	0.057

C		Gamma		Parameter Optimum		RMSE	Absolute Error
Min	Max	Min	Max	C	Gamma		
1	10	1	10	6.04	3.88	0.074	0.058
1	10	11	20	7.84	17.8	0.075	0.057
11	20	0	0.9	17.3	0	0.079	0.057
11	20	1	10	16.04	3.88	0.074	0.058
11	20	11	20	17.84	17.84	0.075	0.057

Pada Tabel 5. 2 terdapat dua jenis kernel yang digunakan untuk memprediksi variabel BJB. Model yang diambil adalah model untuk masing-masing kernel. Faktor yang dilihat untuk menentukan model terbaik untuk kernel tertentu adalah dengan membandingkan nilai RMSE (*root mean square error*) dan nilai *absolute error* pada masing-masing model. Parameter optimum yang diperoleh untuk variabel BJB adalah dengan nilai $C=0.054$ untuk jenis kernel Dot. Sedangkan untuk kernel Radial, parameter optimum yang diperoleh adalah dengan nilai $C=0.828$ dan $\gamma=0.63$. Hasil parameter optimum untuk variabel warna larutan (ICUMSA) dapat dilihat pada Tabel 5. 3.

Tabel 5. 3 Parameter optimum variabel ICUMSA data training 80%:20%

C		Gamma		Parameter Optimum		RMSE	Absolute Error
Min	Max	Min	Max	C	Gamma		
0	0.9	-	-	0.324	-	134.646	108.323
1	10	-	-	1	-	134.536	107.934
11	20	-	-	13.16	-	151.323	116.177
0	0.9	0	0.9	0.27	0.855	137.753	111.964
0	0.9	1	10	0.27	9.55	137.752	111.964
0	0.9	11	20	0.27	19.55	111.964	137.752

C		Gamma		Parameter Optimum		RMSE	Absolute Error
Min	Max	Min	Max	C	Gamma		
1	10	0	0.9	9.1	0.045	134.281	107.306
1	10	1	10	5.95	2.8	112.367	112.459
1	10	11	20	5.95	12.8	138.006	112.459
11	20	0	0.9	19.1	0.045	132.366	105.530
11	20	1	10	15.95	2.8	112.360	112.360
11	20	11	20	15.95	12.8	112.367	112.367

Pada Tabel 5. 3 terdapat dua jenis kernel yang digunakan untuk memprediksi variabel ICUMSA. Model yang diambil adalah model untuk masing-masing kernel. Faktor yang dilihat untuk menentukan model terbaik untuk kernel tertentu adalah dengan membandingkan nilai RMSE (*root mean square error*) dan nilai *absolute error* pada masing-masing model. Jenis kernel Dot yang optimum untuk diterapkan adalah dengan nilai $C=13.16$ dan untuk jenis kernel Radial nilai C serta gamma yang optimum adalah $C=19.46$ dan $\text{gamma}=0.036$.

Parameter optimum yang didapatkan selanjutnya akan digunakan untuk memprediksi menggunakan data testing BJB dan warna larutan (ICUMSA) dan menggunakan prediksi SVM GA.

5.2.2. Data Training 60%:20%

Data terdiri dari 100 periode atau 100 baris data mulai dari tanggal 23 Mei - 7 September 2014. Untuk melakukan optimasi pada kernel jenis Dot, dapat dilakukan dengan mengubah nilai parameter C .

Pengaturan parameter dapat dilakukan pada operator *Optimize Parameters (Grid)* pada bagian *Edit Parameters Setting* seperti pada Gambar 4.19.

Parameter C yang digunakan oleh penulis adalah mulai dari nilai 0-20. Dimana nilai tersebut dibagi kedalam tiga rentang nilai (*range*) yaitu 0-0.9, 1-10, dan 11-20. Cara ini dipilih agar dapat membandingkan peforma yang paling optimum antar *range*.

Nilai parameter C dituliskan pada kolom *Min* untuk nilai minimum yang diinginkan dan pada kolom *Max* untuk mengatur nilai C maksimum yang diinginkan. Selain itu, perlu dilakukan pengaturan jumlah *Steps* yang akan dilakukan. Jumlah *Steps* berpengaruh terhadap jumlah parameter yang akan diuji oleh sistem. Semakin banyak nilai *Steps* maka jumlah parameter yang akan diuji juga akan semakin banyak.

Jika kernel Dot dipengaruhi oleh parameter C, berbeda lagi dengan kernel Radial. Kernel Radial dapat dipengaruhi oleh dua parameter yaitu parameter C dan gamma. *Range* nilai untuk kedua parameter tersebut juga diatur sama seperti sebelumnya yaitu 0-0.9, 1-10, dan 11-20.

Pengujian *grid search* dilakukan untuk variabel warna larutan (ICUMSA) dan BJB secara terpisah. Hal ini dilakukan karena kedua variabel ini merupakan variabel dependent yaitu variabel yang nilainya dipengaruhi oleh nilai dari variabel lain. Variabel yang mempengaruhi (*dependent variabel*) untuk warna larutan (ICUMSA) dan BJB juga berbeda.

Parameter dan peforma terbaik yang diperoleh dari hasil *running* model *Grid Search* variabel BJB dengan parameter Dot dan Radial untuk data training 1 dapat dilihat pada Tabel 5. 4.

**Tabel 5. 4 Parameter optimum variabel BJB data training
60%:40%**

C		Gamma		Parameter Optimum		RMSE	Absolute Error
Min	Max	Min	Max	C	Gamma		
0	0.9	-	-	0.45	-	0.089	0.064
1	10	-	-	1	-	0.087	0.063
11	20	-	-	11	-	0.088	0.064
0	0.9	0	0.9	0.216	0.342	0.079	0.060
0	0.9	1	10	0.675	8.65	0.075	0.058
0	0.9	11	20	0.675	18.65	0.076	0.059
1	10	0	0.9	8.2	0.9	0.079	0.058
1	10	1	10	7.75	8.65	0.075	0.058
1	10	11	20	7.75	18.65	0.076	0.059
11	20	0	0.9	17.3	0.855	0.079	0.062
11	20	1	10	17.75	8.5	0.075	0.058
11	20	11	20	17.75	18.65	0.076	0.059

Dengan menggunakan operator *greed search*, maka sistem akan melakukan pengujian kepada model berdasarkan pengaturan atau *setting* yang sudah dilakukan. Sistem kemudian akan memilih parameter yang menghasilkan performa atau kinerja terbaik untuk mengolah input data *training* 60%:40%.

Pada Tabel 5. 4 terdapat dua jenis kernel yang digunakan untuk memprediksi variabel BJB. Model yang diambil adalah model untuk masing-masing kernel. Faktor yang dilihat untuk menentukan model terbaik untuk kernel tertentu adalah dengan membandingkan nilai RMSE (*root mean square error*) dan nilai *absolute error* pada masing-masing model. Berdasarkan hal ini, diperoleh model terbaik untuk memprediksi variabel BJB yaitu dengan nilai C=1 untuk kernel Dot. Sedangkan untuk kernel Radial, model terbaik yang diperoleh tiga model dengan nilai

RMSE dan *absolute error* terendah yaitu $C=0.675$ dengan $\gamma=8.65$, $C=7.75$ dengan $\gamma=8.65$, serta yang terakhir $C=17.75$ dengan $\gamma=8.5$.

Selain variabel BJB, dilakukan juga prediksi untuk menentukan nilai variabel warna larutan (ICUMSA). Hasil penentuan parameter terbaik dengan *grid search* untuk variabel warna larutan (ICUMSA) adalah seperti pada Tabel 5. 5.

Tabel 5. 5 Parameter optimum variabel ICUMSA data training 60%:40%

C		Gamma		Parameter Optimum		RMSE	Absolute Error
Min	Max	Min	Max	C	Gamma		
0	0.9	-	-	0.864	-	128.817	108.193
1	10	-	-	2.08	-	125.626	100.243
11	20	-	-	15.86	-	134.356	108.601
0	0.9	0	0.9	0.45	0.315	141.336	119.619
0	0.9	1	10	0.45	4.15	141.362	119.640
0	0.9	11	20	0.45	14.15	141.362	119.640
1	10	0	0.9	9.55	0.045	138.257	111.099
1	10	1	10	9.1	2.35	142.370	119.978
1	10	11	20	9.1	12.35	142.370	119.978
11	20	0	0.9	18.65	0.045	132.817	106.603
11	20	1	10	19.1	2.35	141.703	119.599
11	20	11	20	19.1	12.35	141.703	119.599

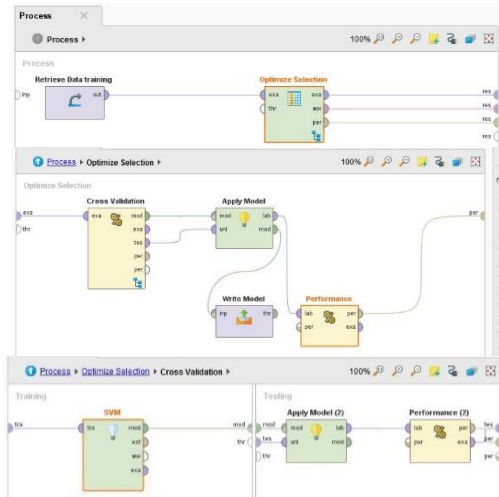
Pada Tabel 5. 5 terdapat dua jenis kernel yang digunakan untuk memprediksi variabel BJB. Model yang diambil adalah model untuk masing-masing kernel. Faktor yang dilihat untuk menentukan model terbaik untuk kernel tertentu adalah dengan membandingkan nilai RMSE (*root mean square error*) dan nilai *absolute error* pada masing-masing model. Berdasarkan tersebut,

diperoleh parameter dengan RMSE dan *absolute error* terbaik yaitu $C=2.08$ untuk jenis kernel Dot. Sedangkan untuk kernel Radial, nilai C dan γ yang optimum untuk variabel warna larutan (ICUMSA) adalah 18.65 dan 0.045.

Model dengan parameter paling optimum yang sudah didapatkan untuk masing-masing variabel warna larutan (ICUMSA) dan BJB ini yang akan digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data testing yang sudah disiapkan dan untuk menggunakan SVM GA.

5.3. SVM Genetika Algoritma (GA)

Berikutnya dilakukan prediksi dengan menggunakan model SVM GA. Pada Bab IV awalnya disebutkan bahwa untuk operator SVM yang digunakan pada model dibuat *default* sesuai dengan Rapidminer. Kali ini dilakukan perubahan pada parameter yang ada pada operator SVM berdasarkan hasil dari parameter optimum yang didapatkan dengan model SVM *grid search* pada bagian 5.2 untuk masing-masing pembagi data. Bentuk model SVM GA yang digunakan untuk melakukan training adalah seperti Gambar 5. 4.



Gambar 5. 4 Model SVM GA

5.3.1. Data Training 80%:20%

Nilai RMSE dan *absolute error* yang didapatkan dari model SVM GA untuk data training 80%:20% adalah seperti pada Tabel 5. 6.

Tabel 5. 6 Hasil error SVM GA 80%:20%

Variabel	Kernel	Parameter Optimum	RMSE	Absolute Error
BJB	Radial	C=0.828 Gamma=0.63	0.072	0.041
	Dot	C=0.054	0.081	0.054
ICUMSA	Radial	C=0.27 Gamma=19.55	144.645	109.807
	Dot	C=1	128.910	96.438

Dari Tabel 5. 6, dapat dilihat nilai RMSE untuk model SVM GA 80%:20% cenderung lebih rendah jika dibandingkan nilai RMSE yang dihasilkan oleh model SVM *grid search* yang ada pada Tabel 5. 2 (untuk nilai BJB) dan Tabel 5. 3 (untuk nilai warna larutan ICUMSA). Namun memang

penurunan nilai RMSE yang terjadi tidak signifikan atau tidak besar.

5.3.2. Data Training 60%:40%

Nilai RMSE dan *absolute error* yang didapatkan dari model SVM GA untuk data training 60%:40% adalah seperti pada Tabel 5. 7.

Tabel 5. 7 hasil error SVM GA 60%:40%

Variabel	Kernel	Parameter Optimum	RMSE	Absolute Error
BJB	Radial	C=0.675 Gamma=8.65	0.000	0.000
	Dot	C=1	0.085	0.055
ICUMSA	Radial	C=18.65 Gamma=0.045	117.483	89.802
	Dot	C=2.08	111.076	83.871

Dari Tabel 5. 7Tabel 5. 6, dapat dilihat nilai RMSE untuk model SVM GA 80%:20% juga cenderung lebih rendah jika dibandingkan nilai RMSE yang dihasilkan oleh model SVM *grid search* yang ada pada Tabel 5. 4 (untuk nilai BJB) dan Tabel 5. 5 (untuk nilai warna larutan ICUMSA). Besar penurunan nilai RMSE yang terjadi memang tidak signifikan atau tidak besar. Namun hal ini bisa menjadi acuan adanya kemungkinan nilai akurasi prediksi yang dapat dihasilkan bisa lebih besar.

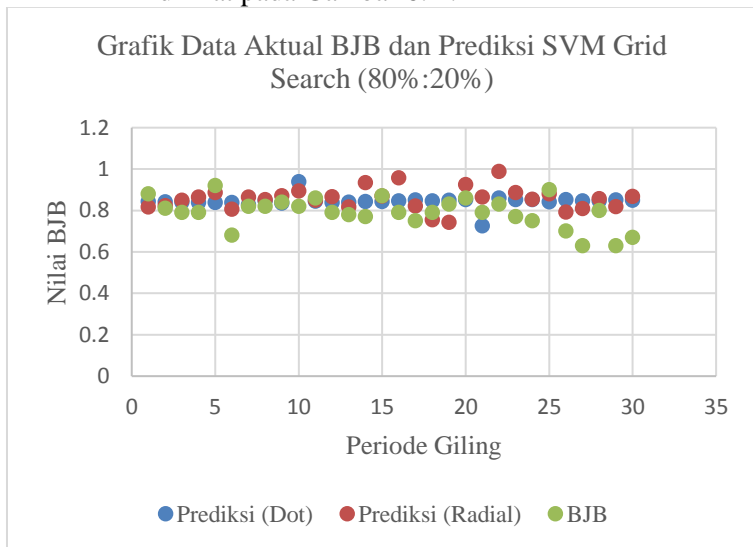
BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN

6.1. Hasil Prediksi

Dengan menggunakan model paling optimum yang didapatkan pada proses training dengan menggunakan *grid search*, dilakukan prediksi kepada data testing yang sudah disiapkan sebelumnya. Model yang digunakan untuk melakukan testing dapat dilihat pada Gambar 4.33. Prediksi yang dihasilkan adalah berupa nilai warna larutan (ICUMSA) dan BJB.

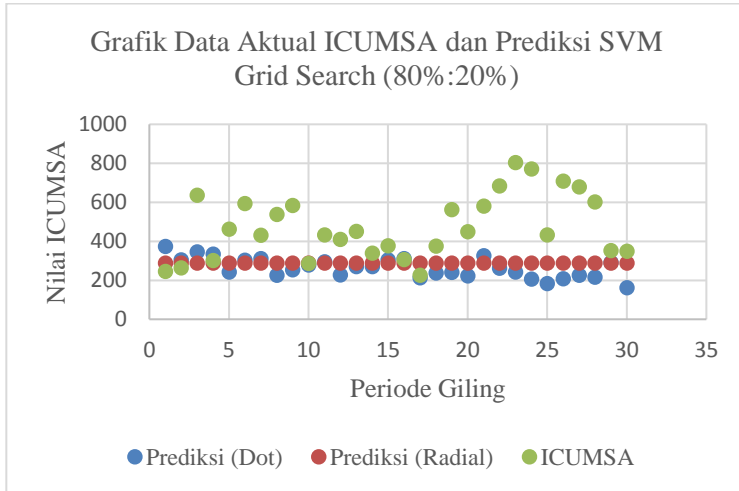
6.1.1. *Grid search*: data 80%:20%

Perbandingan hasil prediksi BJB dengan data aktualnya menggunakan SVM *grid search* dapat dilihat pada Gambar 6. 1.



Gambar 6. 1 Grafik Data Aktual BJB dan Prediksi SVM Grid Search (80%:20%)

Hasil prediksi ICUMSA menggunakan SVM *grid search* dapat dilihat pada Gambar 6. 2.

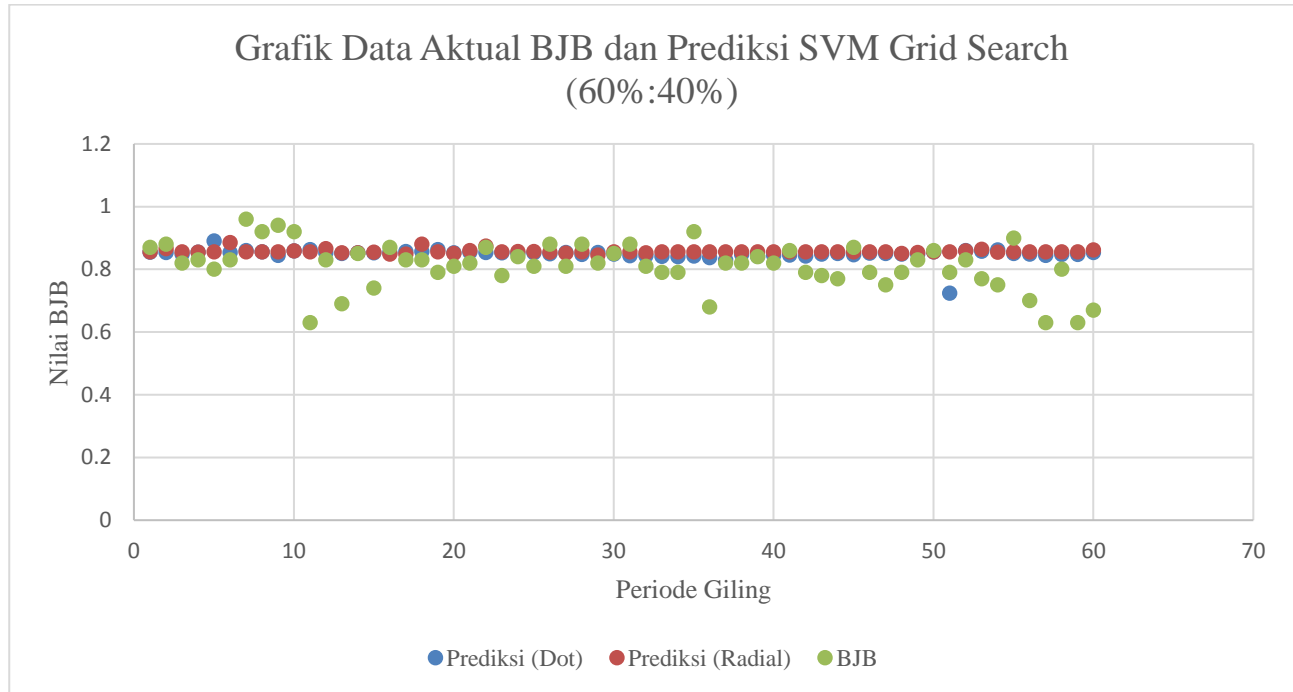


Gambar 6. 2 Grafik Data Aktual ICUMSA dan Prediksi SVM Grid Search (80%:20%)

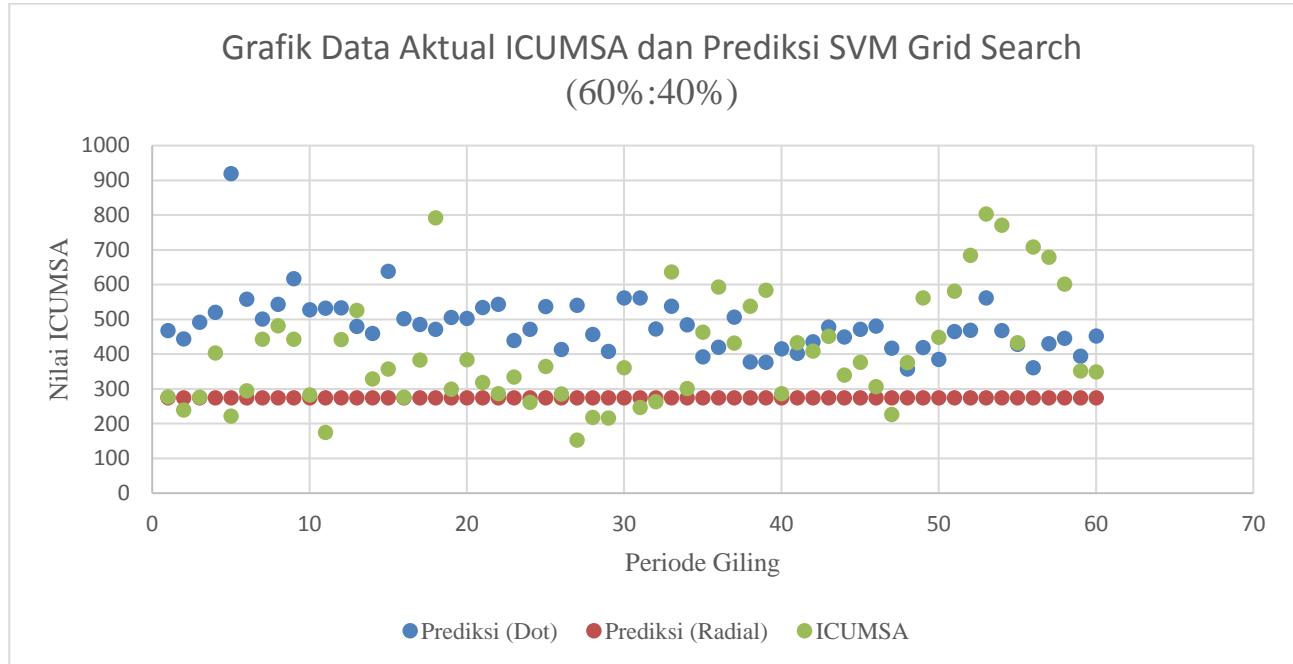
Sedangkan nilai hasil prediksi warna larutan secara lengkap untuk (ICUMSA) dan BJB, dapat dilihat pada bagian Lampiran B.

6.1.2. *Grid search:* data 60%:40%

Hasil prediksi BJB dengan menggunakan SVM *grid search* dapat dilihat pada Gambar 6.3. Sedangkan untuk prediksi nilai warna larutan (ICUMSA) dapat dilihat pada Gambar 6. 4.



Gambar 6. 3 Grafik Data Aktual BJB dan Prediksi SVM Grid Search (60%:40%)

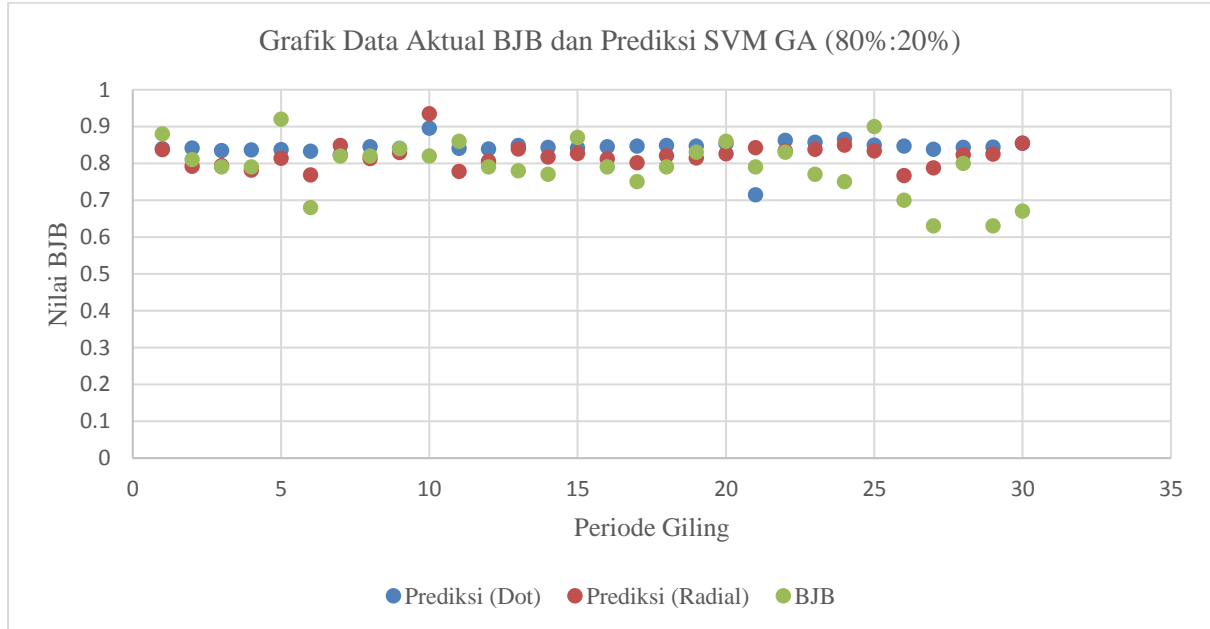


Gambar 6. 4 Grafik Data Aktual ICUMSA dan Prediksi SVM Grid Search (60%:40%)

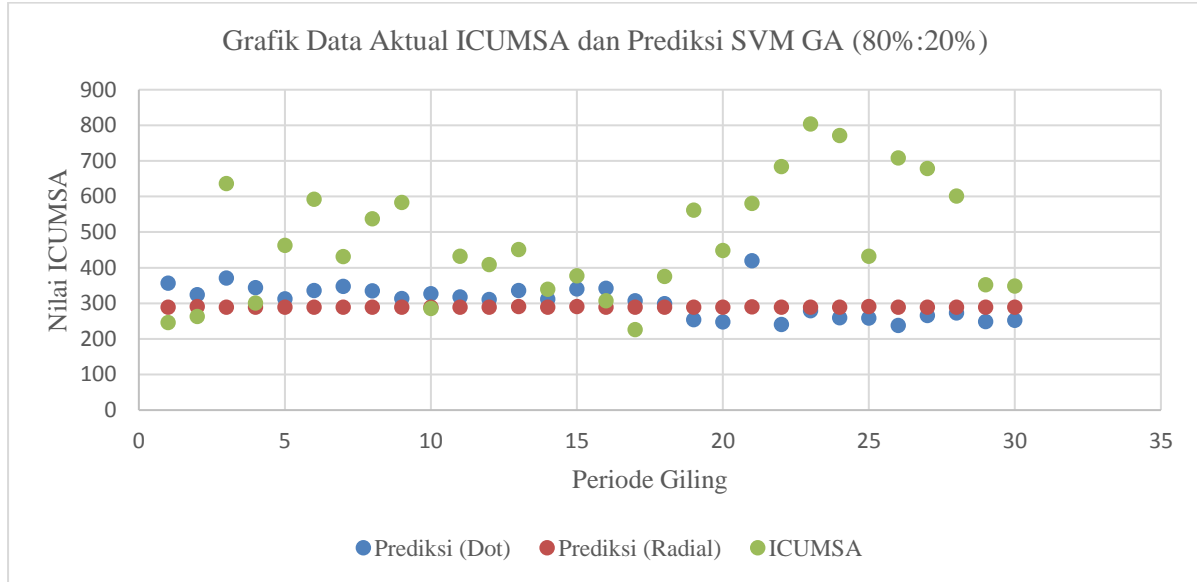
Hasil prediksi secara lengkap untuk warna larutan (ICUMSA) dan BJB, dapat dilihat pada bagian Lampiran B.

6.1.3. Genetika Algoritma: data 80%:20%

Hasil prediksi BJB menggunakan SVM genetika algoritma untuk data 80%:20% dapat dilihat pada Gambar 6. 5. Sedangkan hasil untuk prediksi warna larutan (ICUMSA) dapat dilihat pada Gambar 6. 6.



Gambar 6. 5 Grafik Data Aktual BJB dan Prediksi SVM GA (80%:20%)



Gambar 6. 6 Grafik Data Aktual ICUMSA dan Prediksi SVM GA (80%:20%)

Fitur-fitur atau atribut yang relevan hasil dari eksekusi SVM GA dapat dilihat pada Tabel 6. 3 dan Tabel 6. 4. Nilai *weight* 0 menunjukkan bahwa atribut tersebut tidak relevan, sedangkan nilai *weight* 1 menunjukkan bahwa atribut tersebut relevan untuk digunakan dalam melakukan prediksi.

Tabel 6. 1 Daftar atribut BJB yang relevan hasil SVM GA

BJB			
DOT		RADIAL	
Atribut	Weight	Atribut	Weight
Brix Masakan A	1	Brix Masakan A	1
Pol Masakan A	1	Pol Masakan A	1
HK Masakan A	0	HK Masakan A	1
Brix Masakan C	0	Brix Masakan C	1
Pol Masakan C	1	Pol Masakan C	1
HK Masakan C	1	HK Masakan C	1
Brix Masakan D	0	Brix Masakan D	1
Pol Masakan D	0	Pol Masakan D	1
HK Masakan D	1	HK Masakan D	1

Tabel 6. 2 Daftar atribut ICUMSA yang relevan hasil SVM GA

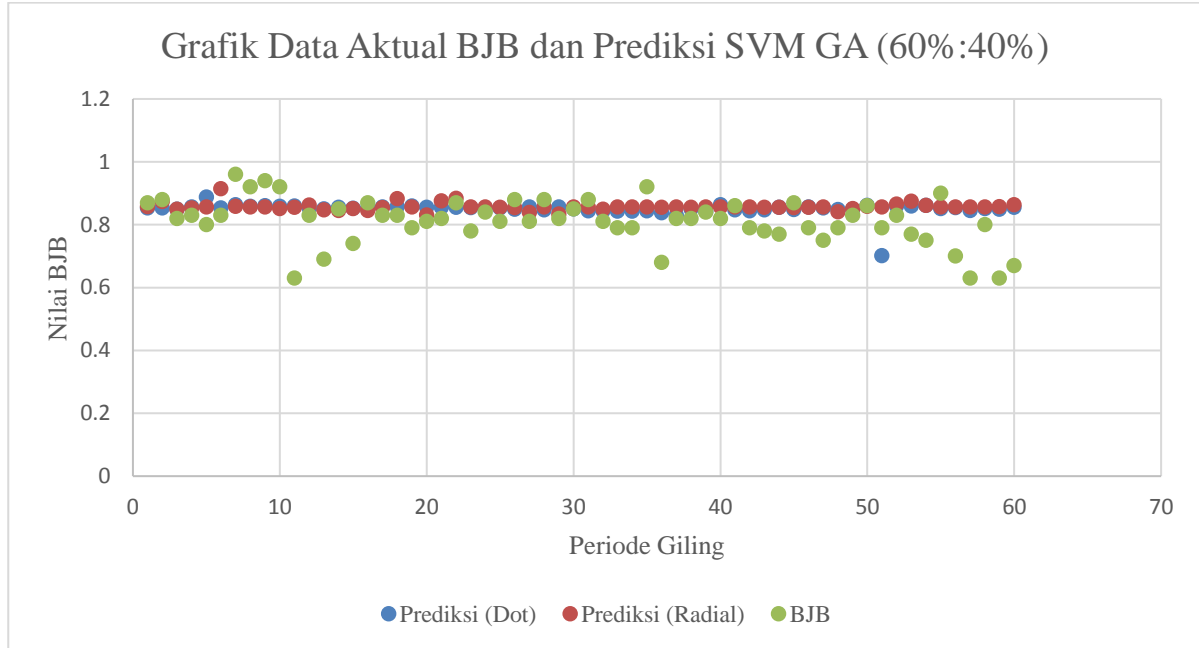
ICUMSA			
DOT		RADIAL	
Atribut	Weight	Atribut	Weight
Trash	0	Trash	0
Gula Reduksi Nira Mentah	1	Gula Reduksi Nira Mentah	0
Brix Nira Mentah	0	Brix Nira Mentah	0

ICUMSA			
DOT		RADIAL	
Atribut	Weight	Atribut	Weight
Pol Nira Mentah	0	Pol Nira Mentah	0
HK Nira Mentah	0	HK Nira Mentah	0
PH Nira Mentah	1	PH Nira Mentah	0
Brix	0	Brix	0
Pol Nira Encer	0	Pol Nira Encer	0
HK Nira Encer	0	HK Nira Encer	0
Turbidity Nira Encer	0	Turbidity Nira Encer	0
Kadar CaO	0	Kadar CaO	0
PH	0	PH	0
Gula Reduksi Nira Encer	0	Gula Reduksi Nira Encer	0
HK Nira Kental Tersulfitir	1	HK Nira Kental Tersulfitir	0
Brix Nira Kental Tersulfitir	0	Brix Nira Kental Tersulfitir	0
Pol Nira Kental Tersulfitir	1	Pol Nira Kental Tersulfitir	0
PH Nira Kental Tersulfitir	1	PH Nira Kental Tersulfitir	1
Brix Masakan A	1	Brix Masakan A	0
Pol Masakan A	1	Pol Masakan A	0
HK Masakan A	0	HK Masakan A	0
Brix Masakan C	0	Brix Masakan C	0
Pol Masakan C	1	Pol Masakan C	0
HK Masakan C	1	HK Masakan C	0

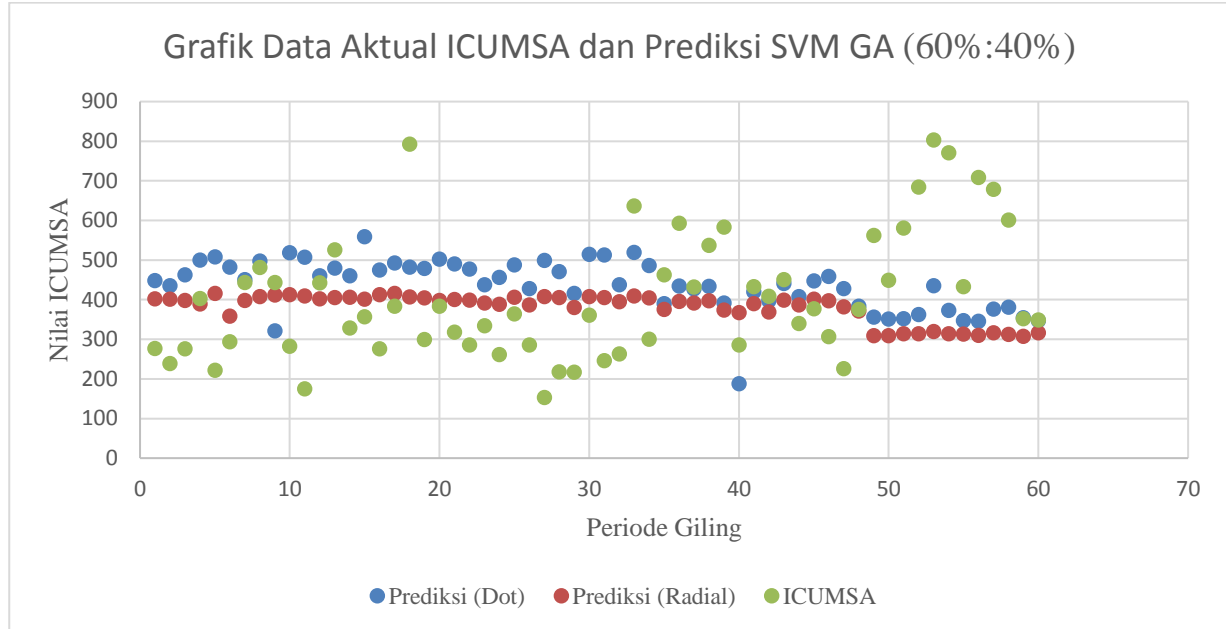
ICUMSA			
DOT		RADIAL	
Atribut	Weight	Atribut	Weight
Brix Masakan D	0	Brix Masakan D	0
Pol Masakan D	0	Pol Masakan D	0
HK Masakan D	0	HK Masakan D	0

6.1.4. Genetika Algoritma: data 60%:40%

Hasil prediksi BJB menggunakan SVM genetika algoritma untuk data 60%:40% dapat dilihat pada Gambar 6. 7. Sedangkan hasil untuk prediksi warna larutan (ICUMSA) dapat dilihat pada Gambar 6. 8.



Gambar 6. 7 Grafik Data Aktual BJB dan Prediksi SVM GA (60%:40%)



Gambar 6. 8 Grafik Data Aktual ICUMSA dan Prediksi SVM GA (60%:40%)

Fitur-fitur atau atribut yang relevan hasil dari eksekusi SVM GA dapat dilihat pada Tabel 6. 3 untuk BJB. Nilai *weight* 0 menunjukkan bahwa atribut tersebut tidak relevan, sedangkan nilai *weight* 1 menunjukkan bahwa atribut tersebut relevan untuk digunakan dalam melakukan prediksi.

Tabel 6. 3 Daftar atribut BJB yang relevan hasil SVM GA

BJB			
DOT		RADIAL	
Atribut	Weight	Atribut	Weight
Brix Masakan A	1	Brix Masakan A	1
Pol Masakan A	1	Pol Masakan A	1
HK Masakan A	0	HK Masakan A	1
Brix Masakan C	0	Brix Masakan C	1
Pol Masakan C	1	Pol Masakan C	1
HK Masakan C	1	HK Masakan C	1
Brix Masakan D	0	Brix Masakan D	1
Pol Masakan D	0	Pol Masakan D	1
HK Masakan D	1	HK Masakan D	1

Atribut yang relevan untuk melakukan prediksi terhadap nilai ICUMSA hasil SVM GA dapat dilihat pada Tabel 6. 4. Nilai *weight* 0 menunjukkan bahwa atribut tersebut tidak relevan, sedangkan nilai *weight* 1 menunjukkan bahwa atribut tersebut relevan untuk digunakan dalam melakukan prediksi.

Tabel 6. 4 Daftar atribut ICUMSA yang relevan hasil SVM GA

ICUMSA			
DOT		RADIAL	
Atribut	Weight	Atribut	Weight
Trash	0	Trash	0
Gula Reduksi Nira Mentah	1	Gula Reduksi Nira Mentah	0
Brix Nira Mentah	0	Brix Nira Mentah	0
Pol Nira Mentah	0	Pol Nira Mentah	0
HK Nira Mentah	0	HK Nira Mentah	0
PH Nira Mentah	1	PH Nira Mentah	0
Brix	0	Brix	0
Pol Nira Encer	0	Pol Nira Encer	0
HK Nira Encer	0	HK Nira Encer	0
Turbidity Nira Encer	0	Turbidity Nira Encer	0
Kadar CaO	0	Kadar CaO	0
PH	0	PH	0
Gula Reduksi Nira Encer	0	Gula Reduksi Nira Encer	0
HK Nira Kental Tersulfitor	1	HK Nira Kental Tersulfitor	0
Brix Nira Kental Tersulfitor	0	Brix Nira Kental Tersulfitor	0
Pol Nira Kental Tersulfitor	1	Pol Nira Kental Tersulfitor	0
PH Nira Kental Tersulfitor	1	PH Nira Kental Tersulfitor	1
Brix Masakan A	1	Brix Masakan A	0
Pol Masakan A	1	Pol Masakan A	0

ICUMSA			
DOT		RADIAL	
Atribut	Weight	Atribut	Weight
HK Masakan A	0	HK Masakan A	0
Brix Masakan C	0	Brix Masakan C	0
Pol Masakan C	1	Pol Masakan C	0
HK Masakan C	1	HK Masakan C	0
Brix Masakan D	0	Brix Masakan D	0
Pol Masakan D	0	Pol Masakan D	0
HK Masakan D	0	HK Masakan D	0

6.2. Evaluasi Hasil Prediksi Warna Larutan (ICUMSA) dan BJB

Data testing yang sudah diprediksi kemudian dievaluasi kualitasnya dengan menghitung *mean absolute percentage error* (MAPE). MAPE ditunjukkan dalam bentuk persentase. MAPE menunjukkan selisih nilai data actual dengan data hasil prediksi. Nilai MAPE yang mendekati 0 menunjukkan bahwa hasil prediksi semakin bagus, sebaliknya nilai MAPE yang semakin besar menunjukkan bahwa kualitas hasil prediksi semakin rendah. Hasil perhitungan MAPE untuk data testing dapat dilihat pada Tabel 6. 5.

Tabel 6. 5 Hasil perhitungan MAPE untuk data testing

Pembagian Data	Variabel	Kernel	MAPE SVM GS	MAPE SVM GA
80%:20%	BJB	Radial	11%	8%
		Dot	10%	10%
	ICUMSA	Radial	35%	35%
		Dot	36%	36%
60%:40%	BJB	Radial	8%	8%
		Dot	8%	8%

	ICUMSA	Radial	31%	47%
		Dot	55%	37%

Dari Tabel 6. 5, dapat dilihat bahwa nilai akurasi terbaik yang dihasilkan adalah sebesar 8% dimana nilai tersebut tergolong sangat baik dengan nilai dibawah 10%. Sedangkan untuk warna larutan (ICUMSA), MAPE terbaik yang dihasilkan adalah sebesar 31% dimana nilai ini tergolong cukup baik. Hasil prediksi warna larutan (ICUMSA) cenderung tinggi dikarenakan rentang nilai pada data warna larutan (ICUMSA) terbilang cukup jauh antar periodenya. Sedangkan SVM dengan kernel Dot dan Radial memiliki kelemahan berupa kemampuan ekstrapolasi data, dimana kernel tersebut akan menngakomodir nilai-nilai yang berdekatan sehingga hasil prediksi yang diperoleh rentang nilainya tidak terlalu jauh satu sama lain[25].

6.3. Klasifikasi Hasil Prediksi Warna Larutan (ICUMSA) dan BJB

Hasil prediksi yang diperoleh kemudian diklasifikasikan berdasarkan aturan yang terdapat pada SNI 3140.3:2010 yang dapat dilihat pada Tabel 6. 6. Variabel warna larutan (ICUMSA) diklasifikan kedalam tiga kelas yaitu GKP1, GKP2, dan tidak termasuk GKP 1 atau GKP 2 (*undefined*). Sedangkan untuk BJB klasifikasi dilakukan menjadi dua kelas yaitu memenuhi syarat (lolos) dan tidak memenuhi syarat (*undefined*).

Tabel 6. 6 Standar klasifikasi gula kristal putih (SNI 3140.3:2010)

No	Parameter Uji	Satuan	Persyaratan	
			GKP 1	GKP 2
1	Warna larutan (ICUMSA)	IU	81 - 200	201 – 300
2	Besar jenis butir	Mm	0,8 - 1,2	0,8 – 1,2

Untuk melakukan klasifikasi, digunakan *tool* berupa Microsoft Excel. Penulis menggunakan fungsi-fungsi yang ada untuk dapat melakukan klasifikasi. Fungsi yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 4. 35 (untuk klasifikasi warna larutan ICUMSA) dan Gambar 4. 36 (untuk klasifikasi BJB). Hasil klasifikasi prediksi warna larutan (ICUMSA) dan BJB dapat dilihat secara lengkap pada bagian Lampiran D.

6.4. Evaluasi Hasil Klasifikasi Warna Larutan (ICUMSA) dan BJB

Evaluasi hasil klasifikasi warna larutan (ICUMSA) dan BJB dilakukan dengan menghitung nilai akurasi untuk setiap prediksi yang dilakukan. Perhitungan dilakukan dengan membuat *confusion matrix* hasil prediksi terlebih dahulu. Baru kemudian dapat dilakukan perhitungan akurasi. Perhitungan akurasi dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut:

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ True}{Jumlah\ data} \times 100\%$$

Jumlah True menunjukkan jumlah hasil prediksi klasifikasi yang sama dengan klasifikasi data actual.

6.3.1. Grid search: data 80%:20%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai ICUMSA dengan kernel Dot untuk pembagian data 80%:20% dapat dilihat pada Tabel 6. 7.

Tabel 6. 7 Confusion matrix ICUMSA kernel Dot (80%:20%)

80%:20%	Prediksi GKP1	Prediksi GKP2	Prediksi TL
Aktual GKP1	0	0	0
Aktual GKP2	0	2	2
Aktual TL	2	17	7
Akurasi			30%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai ICUMSA dengan kernel Radial untuk pembagian data 80%:20% dapat dilihat pada Tabel 6. 8.

Tabel 6. 8 Confusion matrix ICUMSA kernel Radial (80%:20%)

80%:20%	Prediksi GKP1	Prediksi GKP2	Prediksi TL
Aktual GKP1	0	0	0
Aktual GKP2	0	4	0
Aktual TL	0	26	0
Akurasi			13%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai BJB dengan kernel Dot untuk pembagian data 80%:20% dapat dilihat pada Tabel 6. 9.

Tabel 6. 9 Confusion matrix BJB kernel Dot (80%:20%)

80%:20%	Prediksi L	Prediksi TL
Aktual L	14	0
Aktual TL	15	1
Akurasi		50.00%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai BJB dengan kernel Radial untuk pembagian data 80%:20% dapat dilihat pada Tabel 6. 10.

Tabel 6. 10 Confusion matrix BJB kernel Radial (80%:20%)

80%:20%	Prediksi L	Prediksi TL
Aktual L	13	0
Aktual TL	15	2
Akurasi		50.00%

6.3.2. *Grid search*: data 60%:40%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai ICUMSA dengan kernel Dot untuk pembagian data 60%:40% dapat dilihat pada Tabel 6. 11.

**Tabel 6. 11 Confusion matrix ICUMSA kernel Dot
(60%:40%)**

60%:40%	Prediksi GKP1	Prediksi GKP2	Prediksi TL
Aktual GKP1	0	0	17
Aktual GKP2	0	0	2
AKtual TL	0	0	41
Akurasi			68.33%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai ICUMSA dengan kernel Radial untuk pembagian data 60%:40% dapat dilihat pada Tabel 6. 12.

**Tabel 6. 12 Confusion matrix ICUMSA kernel Radial
(60%:40%)**

60%:40%	Prediksi GKP1	Prediksi GKP2	Prediksi TL
Aktual GKP1	0	0	0
Aktual GKP2	0	4	0
Aktual TL	0	26	0
Akurasi			13%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai BJB dengan kernel Dot untuk pembagian data 60%:20% dapat dilihat pada Tabel 6. 13.

**Tabel 6. 13 Confusion matrix BJB kernel Dot
(60%:40%)**

60%:40%	Prediksi L	Prediksi TL
Aktual L	39	0
Aktual TL	20	1
Akurasi		66.67%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai BJB dengan kernel Radial untuk pembagian data 60%:40% dapat dilihat pada Tabel 6. 14.

Tabel 6. 14 Confusion matrix BJB kernel Radial (60%:40%)

60%:40%	Prediksi L	Prediksi TL
Aktual L	39	0
Aktual TL	21	0
Akurasi		65.00%

6.3.3. Genetika Aloritma: data 80%:20%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai BJB dengan kernel Dot untuk pembagian data 80%:20% dapat dilihat pada Tabel 6. 15.

Tabel 6. 15 Confusion matrix ICUMSA kernel Dot (80%:20%)

80%:20%	Prediksi GKP1	Prediksi GKP2	Prediksi TL
Aktual GKP1	0	0	0
Aktual GKP2	0	13	4
Aktual TL	0	12	1
Akurasi			46.67%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai ICUMSA dengan kernel Radial untuk pembagian data 80%:20% dapat dilihat pada Tabel 6. 16.

Tabel 6. 16 Confusion matrix ICUMSA kernel Radial (80%:20%)

80%:20%	Prediksi GKP1	Prediksi GKP2	Prediksi TL
Aktual GKP1	0	0	0
Aktual GKP2	0	4	0
Aktual TL	0	26	0
Akurasi			13.33%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai BJB dengan kernel Dot untuk pembagian data 80%:20% dapat dilihat pada Tabel 6. 17.

Tabel 6. 17 Confusion matrix BJB kernel Dot (80%:20%)

80%:20%	Prediksi L	Prediksi TL
Aktual L	14	0
Aktual TL	15	1
Akurasi		50.00%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai BJB dengan kernel Radial untuk pembagian data 80%:20% dapat dilihat pada Tabel 6. 18.

Tabel 6. 18 Confusion matrix BJB kernel Radial (80%:20%)

80%:20%	Prediksi L	Prediksi TL
Aktual L	12	2
Aktual TL	11	5
Akurasi		56.67%

6.3.4. Genetika Algoritma: data 60%:40%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai ICUMSA dengan kernel Dot untuk pembagian data 60%:40% dapat dilihat pada Tabel 6. 19.

Tabel 6. 19 Confusion matrix ICUMSA kernel Dot (60%:40%)

60%:40%	Prediksi GKP1	Prediksi GKP2	Prediksi TL
Aktual GKP1	0	0	17
Aktual GKP2	0	0	2
Aktual TL	0	0	41
Akurasi			68.33%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai ICUMSA dengan kernel Radial untuk pembagian data 60%:40% dapat dilihat pada Tabel 6. 20.

**Tabel 6. 20 Confusion matrix ICUMSA kernel Radial
(60%:40%)**

60%:40%	Prediksi GKP1	Prediksi GKP2	Prediksi TL
Aktual GKP1	0	0	17
Aktual GKP2	0	0	2
Aktual TL	0	0	41
Akurasi			68.33%

Confusion matrix hasil testing prediksi nilai BJB dengan kernel Dot untuk pembagian data 60%:20% dapat dilihat pada Tabel 6. 21.

**Tabel 6. 21 Confusion matrix BJB kernel Dot
(60%:40%)**

60%:40%	Prediksi L	Prediksi TL
Aktual L	40	0
Aktual TL	20	0
Akurasi		66.67%

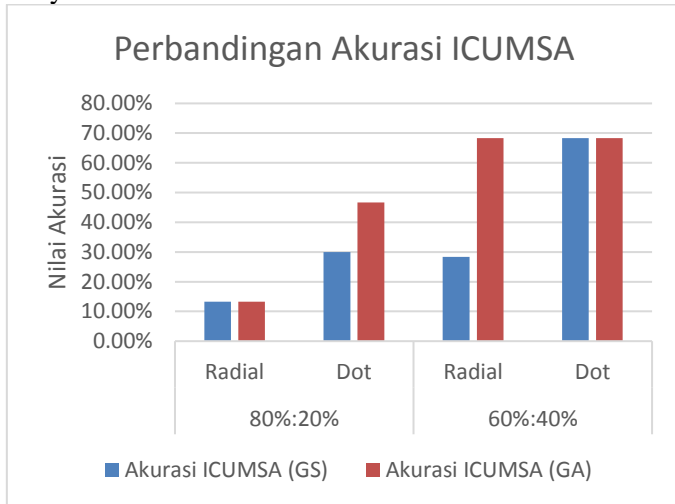
Confusion matrix hasil testing prediksi nilai BJB dengan kernel Radial untuk pembagian data 60%:40% dapat dilihat pada Tabel 6. 22.

**Tabel 6. 22 Confusion matrix BJB kernel
Radial (60%:40%)**

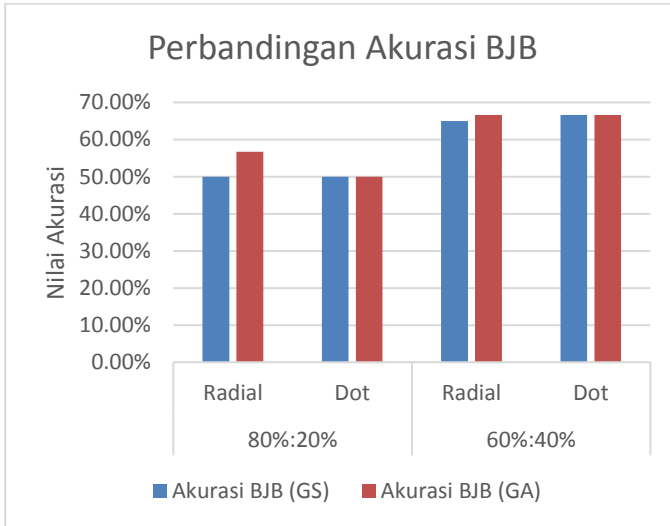
60%:40%	Prediksi L	Prediksi TL
Aktual L	40	0
Aktual TL	20	0
Akurasi		66.67%

Perbandingan nilai akurasi secara keseluruhan dari hasil testing dapat dilihat pada Gambar 6. 9 (untuk warna larutan ICUMSA) dan Gambar 6. 10 (untuk BJB). Dari kedua gambar tersebut, dapat dilihat bahwa nilai akurasi tertinggi dihasilkan dengan menggunakan kernel Dot untuk nilai warna larutan (ICUMSA) dan BJB. Selain itu, hasil akurasi klasifikasi antara metode SVM *grid search* dengan SVM

GA juga mengalami perbedaan. Akurasi SVM GA cenderung mengalami peningkatan, meskipun jumlah peningkatan akurasi tidak signifikan atau tidak terlalu banyak.



Gambar 6. 9 Grafik perbandingan akurasi klasifikasi ICUMSA



Gambar 6. 10 Grafik perbandingan akurasi klasifikasi BJB

Nilai akurasi yang dihasilkan dari pengklasifikasian yang dilakukan cenderung rendah. Hal ini dikarenakan pembagian kelas yang ada (GKP1, GKP2, dan tidak memenuhi syarat atau *undefined*) pada data training tidak seimbang atau tidak merata. Dimana pada data training yang digunakan, data yang digunakan nilainya cenderung mengarah pada kelas atau kualitas tertentu saja. Hal ini menyebabkan SVM tidak mampu mengakomodir data dengan baik untuk nilai-nilai yang berada diluar data training[25]. Sehingga ketika model yang diperoleh diterapkan pada data testing, hasil akurasi yang diperoleh tidak sebaik akurasi pada data training.

6.5. Klasifikasi Kualitas Gula

Berdasarkan hasil klasifikasi warna larutan (ICUMSA) dan BJB yang sudah dilakukan pada tahap Sub Bab 6.2, selanjutnya dilakukan klasifikasi untuk menentukan kualitas gula. Terdapat dua jenis kualitas gula berdasarkan SNI 3140.3:2010 yaitu **GKP1** dan **GKP2**. Dimana persyaratannya dapat dilihat pada Tabel 6. 6. Disini penulis

menambahkan satu jenis kualitas lagi yaitu ***Undefined*** (**tidak termasuk kualitas GKP 1 atau GKP 2**). Kualitas ***Undefined*** ini digunakan untuk mengklasifikasikan gula yang tidak memenuhi salah satu atau kedua jenis persyaratan yang ada pada Tabel 6. 6 yaitu tidak memenuhi standar kualitas untuk warna larutan (ICUMSA) atau BJB ataupun keduanya.

Penentuan kualitas gula dilakukan dengan memanfaatkan fungsi-fungsi yang ada pada Microsot Excel. Penggunaan fungsi dapat dilihat pada Gambar 4. 37. Hasil klasifikasi gula secara lengkap dapat dilihat pada bagian Lampiran D.

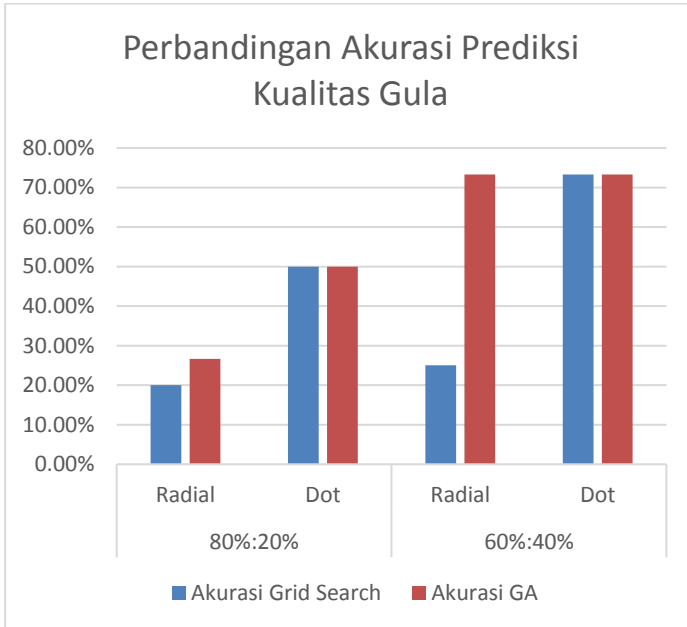
6.6. Evaluasi Hasil Klasifikasi Kualitas Gula

Setelah diketahui kualitas gula yang diproduksi per harinya oleh PT Rajawali I Surabaya, berikutnya dilakukan pengecekan keakuratan dari hasil klasifikasi kualitas gula yang diperoleh. Hasil akurasi klasifikasi kualitas gula dapat dilihat pada Tabel 6. 23.

Tabel 6. 23 Penilaian akurasi klasifikasi kualitas gula

Pembagian Data	Kernel	Grid Search	GA
80%:20%	Radial	20%	27%
	Dot	50%	50%
60%:40%	Radial	25%	73%
	Dot	73%	73%

Dari Tabel 6. 23, diketahui bahwa dengan menggunakan pembagian data *training* dan *testing* 60%:40% dapat dihasilkan nilai akurasi klasifikasi kualitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan pembagian data 70%:30%. Selain itu, dapat dilihat bahwa nilai akurasi yang dihasilkan oleh SVM GA cenderung mengalami kenaikan untuk kernel Radial. Sedangkan untuk kernel Dot, nilai kaurasi SVM GA sama dengan nilai akurasi yang dihasilkan oleh SVM *grid search*.



Gambar 6. 11 Grafik perbandingan akurasi klasifikasi kualitas gula

Dari Gambar 6. 11, dapat dilihat akurasi yang dihasilkan dari klasifikasi kualitas gula yang dilakukan dengan menggunakan SVM *grid search* dan SVM GA. Dari gambar tersebut, dapat dilihat bahwa nilai akurasi terbaik didapatkan dari metode SMV GA dengan kernel Radial dan Dot dengan pembagian data 60%:40%.

Nilai akurasi yang dihasilkan dari pengklasifikasian yang dilakukan cenderung rendah. Hal ini dikarenakan pembagian kelas yang ada (GKP1, GKP2, dan tidak memenuhi syarat atau *undefined*) pada data training tidak seimbang atau tidak merata. Dimana pada data training yang digunakan, data yang digunakan nilainya cenderung mengarah pada kelas atau kualitas tertentu saja. Hal ini menyebabkan SVM tidak mampu mengakomodir data dengan baik untuk nilai-nilai yang berada diluar data training[25]. Sehingga ketika model yang diperoleh

diterapkan pada data testing, hasil akurasi yang diperoleh tidak sebaik akurasi ketika model diterapkan pada data training.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB VII PENUTUP

Bab penutup ini berisi kesimpulan yang diperoleh dari hasil pengerjaan Tugas Akhir dan saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya untuk penelitian yang serupa dengan topik yang diambil dalam tugas akhir ini.

7.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari pengerjaan tugas akhir ini antara lain sebagai berikut:

1. Pembagian data mempengaruhi kualitas hasil prediksi dan klasifikasi. Pembagian data 60%:40% mampu memberikan hasil akurasi yang lebih bagus dibandingkan dengan pembagian data 80%:20% untuk data warna larutan (ICUMSA) dan BJB.
2. Metode SVM dapat digunakan untuk melakukan prediksi nilai warna larutan (ICUMSA) dan BJB. Model terbaik untuk data training ditentukan berdasarkan nilai *root mean square error* (RMSE) dan *absolute error* dari hasil prediksi. Namun model terbaik untuk testing ditentukan berdasarkan nilai MAPE yang dihasilkan.
3. Model terbaik untuk data testing warna larutan (ICUMSA) adalah menggunakan kernel Radial, $C=18.65$, $\gamma=0.045$ dengan MAPE 31% dimana nilai ini tergolong cukup baik. Hasil prediksi warna larutan (ICUMSA) cenderung tinggi dikarenakan rentang nilai pada data warna larutan (ICUMSA) terbilang cukup jauh antar periodenya. Sedangkan SVM dengan kernel Dot dan Radial memiliki kelemahan berupa kemampuan ekstrapolasi data, dimana kernel tersebut akan menngakomodir nilai-nilai yang berdekatan sehingga hasil prediksi yang diperoleh rentang nilainya tidak terlalu jauh satu sama lain.
4. Model terbaik untuk data testing BJB model terbaik menghasilkan MAPE sebesar 8%. Untuk kernel Dot nilai $C=1$ dan kernel Radial $C=0.675$ serta

$\gamma=8.65$. Nilai MAPE ini termasuk dalam kategori sangat baik karena nilainya yang kurang dari 10%.

5. Akurasi hasil klasifikasi kualitas gula terbaik adalah sebesar 73.33% dengan menggunakan kernel Dot. Hal ini dikarenakan kernel Dot cenderung lebih mampu mengakomodir kondisi data-data yang berada diluar data training (kemampuan ekstrapolasi), dimana hal ini tidak mampu dilakukan dengan baik oleh kernel Radial.
6. Metode SVM GA mampu memberikan peningkatan akurasi terhadap hasil prediksi kualitas gula, terutama jika menggunakan kernel Radial. Sedangkan untuk SVM dengan kernel Dot, metode GA tidak terlalu memberikan dampak perubahan akurasi yang signifikan, justru nilai akurasi yang dihasilkan cenderung sama.

7.2. Saran

Saran untuk penelitian serupa selanjutnya antara lain sebagai berikut:

1. Dapat dilakukan prediksi dengan menggunakan metode lain seperti ANN, regresi, atau lain sebagainya. Dengan begitu dapat dibandingkan nilai hasil prediksi dan hasil akurasi klasifikasi yang dapat yang bisa dihasilkan dari masing-masing metode.
2. Penelitian dengan menggunakan pembagian data yang lebih beragam dapat diterapkan lagi untuk memperoleh hasil prediksi dan klasifikasi yang lebih baik. Selain itu, data training dengan ragam kelas yang lebih rata juga dapat diterapkan. Agar model yang dihasilkan tidak mendominasi kepada kelas tertentu saja.
3. Penelitian berikutnya dapat mencoba melakukan pengujian dengan rentang nilai C dan γ yang lebih besar untuk mengetahui model terbaik dalam rentang nilai yang lebih luas.
4. Penelitian berikutnya dapat mencoba menggunakan SVM dengan kernel jenis lain seperti polynomial, gaussian, dan sebagainya. Untuk membandingkan hasil

keakurasian prediksi yang mampu dihasilkan oleh jenis kernel yang lain.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kementerian Pertanian, “Outlook Tebu Komoditas Pertanian Subsektor Perkebunan,” *Pus. Data dan Sist. Inf. Pertan.*, pp. 1–106, 2016.
- [2] K. P. R. Indonesia, “Menperin: Jumlah Pabrik Gula Harus Dikurangi.” [Online]. Available: <http://www.kemenperin.go.id/artikel/11582/Menperin:-Jumlah-Pabrik-Gula-Harus-Dikurangi>. [Accessed: 01-Jan-2017].
- [3] Badan Standarisasi Nasional, “Standar Nasional Indonesia 3140.3:2010 Gula Kristal - Bagian 3 : Putih,” pp. 1–17, 2010.
- [4] B. S. Kuspratiwi and M. K. Wiwik Anggraeni, S.Si, “Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Kualitas Hasil Produksi Gula di PT. PG Rajawali I Surabaya,” *Tugas Akhir Sist. Inf. Inst. Teknol. Sepuluh Nop. Surabaya*, 2014.
- [5] B. B. Nair and V. P. M. N. R. Sakthivel, “A Genetic Algorithm Optimized Decision Tree- SVM based Stock Market Trend Prediction System,” *Int. J.*, vol. 2, no. 9, pp. 2981–2988, 2010.
- [6] D. Li, W. Yang, and S. Wang, “Classification of Foreign Fibers in Cotton Lint Using Machine Vision and Multi-Class Support Vector Machine,” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 74, no. 2, pp. 274–279, 2010.
- [7] J. H. Min and Y. C. Lee, “Bankruptcy Prediction Using Support Vector Machine with Optimal Choice of Kernel Function Parameters,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 28, no. 4, pp. 603–614, 2005.
- [8] C. L. Huang and C. J. Wang, “A GA-Based Feature Selection and Parameters Optimization for Support Vector Machines,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 31, no. 2, pp. 231–240, 2006.
- [9] D. Philips, *Menikmati Gula Tanpa Rasa Takut*. Sinar Ilmu, 2013.
- [10] Kompas.com, “Rafinasi Vs Gula Kristal Putih - Kompas,” 2011. [Online]. Available:

- <http://ekonomi.kompas.com/read/2011/07/29/02442655/Rafinasi.Vs.Gula.Kristal.Putih>. [Accessed: 25-Sep-2017].
- [11] E. S. Hartanto, “Peningkatan Mutu Produk Gula Kristal Putih Melalui Teknologi Defekasi Remelt Karbonatasi,” *Mutu, Peningkatan Gula, Prod. Putih, Kristal Teknol. Melalui*, pp. 215–222, 2014.
 - [12] A. El Fajrin, S. Hartono, L. R. Waluyati, F. Pertanian, and U. Gadjah, “The Demand for Refined Sugar in Food and Beverage and Pharmaceutical Industries,” vol. 26, no. 2, pp. 150–158, 2015.
 - [13] Irawati, “Optimasi Parameter Support Vector Machine (SVM) Menggunakan Algoritme Genetika,” Institut Pertanian Bogor, 2010.
 - [14] M. A. H. Farquid, V. Ravi, and S. B. Raju, “Churn Prediction Using Comprehensible Support Vector Machine: An Analytical CRM Application,” *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 19, pp. 31–40, 2014.
 - [15] N. Neneng, K. Adi, and R. Isnanto, “Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM),” *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 1, p. 1, 2016.
 - [16] A. Ben-hur and J. Weston, “Data Mining Techniques for the Life Sciences,” vol. 609, pp. 223–239, 2010.
 - [17] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, vol. 53, no. 9. Singapore: Springer Science+Business Media, LLC, 2006.
 - [18] L. Li, A. Pratap, H. T. Lin, and Y. S. Abu-Mostafa, “Improving Generalization by Data Categorization,” *Knowl. Discov. Databases PKDD 2005*, vol. 3721, pp. 157–168, 2005.
 - [19] and C.-J. L. Chih-Wei Hsu, Chih-Chung Chang, “A Practical Guide to Support Vector Classification,” *BJU Int.*, vol. 101, no. 1, pp. 1396–400, 2008.
 - [20] G. Chandrashekar and F. Sahin, “A Survey on Feature Selection Methods,” *Comput. Electr. Eng.*, vol. 40, no.

- 1, pp. 16–28, 2014.
- [21] T. Chai and R. R. Draxler, “Root Mean Square Error (RMSE) Or Mean Absolute Error (MAE)? -Arguments Against Avoiding RMSE in The Literature,” *Geosci. Model Dev.*, vol. 7, no. 3, pp. 1247–1250, 2014.
 - [22] T. W. Gentry, B. M. Wiliamowski, and L. R. Weatherford, “A Comparison of Traditional Forecasting Techniques and Neural Networks,” *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*, vol. 5. pp. 765–760, 1995.
 - [23] A. Matias, P. Nijkamp, and M. Sarmiento, *Quantitative Methods in Tourism Economics*. Berlin: Springer-Verlag, 2013.
 - [24] E. Riswanto, “Evaluasi Akurasi Klasifikasi Penutupan Lahan Menggunakan Citra Alos Palsar Resolusi Rendah Studi Kasus Di Pulau Kalimantan,” Institut Pertanian Bogor, 2009.
 - [25] G. F. Smits and E. M. Jordaan, “Improved SVM Regression Using Mixtures of Kernels,” *Proc. 2002 Int. Jt. Conf. Neural Networks. IJCNN’02*, vol. 3, pp. 2785–2790, 2002.
 - [26] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach, 3rd Edition*. 2009.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA PENULIS



Nama lengkap penulis adalah Ria Widiya Ariani. Penulis lahir di Jombang, 17 Februari 1996 dan merupakan anak ketiga dari tiga bersaudara.

Penulis menempuh pendidikan formal selama 12 tahun di Jombang yaitu di MI Nurul Iman Dempok-Jombang, SMP Negeri 2 Jombang, dan SMA 2 Jombang. Kemudian pada tahun 2014, penulis diterima sebagai mahasiswa di Departemen Sistem Informasi ITS melalui jalur SNMPTN (Seleksi Nasional Masuk

Perguruan Tinggi Negeri).

Selama menempuh perkuliahan di Departemen Sistem Informasi ITS, penulis aktif dalam berbagai kegiatan organisasi dan kepanitian di lingkup jurusan hingga institut. Penulis menjadi anggota aktif dari HMSI Muda Berkarya (2015/2016) dan HMSI Kolaborasi (2016/2017) di Departemen Hubungan Luar. Salah satu kegiatan kepanitian yang pernah diikuti adalah Information System Expo (ISE) 2015 dan 2016. Penulis juga pernah menjadi *volunteer* pada salah satu kegiatan yang diadakan oleh *Project Management Institute* (PMI) Indonesia yaitu *The 6th International Project Management Symposium & Exhibition (SymEx)* tahun 2016 yang diadakan di Surabaya.

Penulis juga pernah menjadi asisten dosen untuk mata kuliah Statistika selama 2 semester. Selain sebagai asisten dosen, penulis juga pernah menjadi *grader* untuk mata kuliah Teknik Peramalan selama 1 semester.

Penulis dapat dihubungi melalui email ria.widiya@gmail.com atau Instagram [riawa_](#).

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN A : DATA AKTUAL

Tabel A. 1 Data stasiun gilingan

Hari Giling Ke-	Tanggal	Trash	Gula Reduksi Nira Mentah	Brix Nira Mentah	Pol Nira Mentah	HK Nira Mentah	PH Nira Mentah
1	5/23/2014	3.72	11.27	10.38	24.22	64.3	5.23
2	5/24/2014	5.46	11.62	12.93	9.6	63.45	5.33
3	5/25/2014	6.22	12.62	12.36	8.75	70.74	6.77
4	5/26/2014	5.25	40.82	11.44	7.78	68	6.8
5	5/27/2014	5.72	10.04	11.65	7.91	67.9	6.87
6	5/28/2014	5.47	24.53	12.11	8.37	69.13	4.91
7	5/29/2014	4.92	24.15	12.3	7.35	59.78	5.35
8	5/30/2014	5.52	16.71	12.15	8.06	66.33	4.86
9	5/31/2014	5.46	16.17	10.94	7.86	71.84	4.86
10	6/1/2014	3.75	32.02	12.31	8.66	70.51	4.31
11	6/2/2014	4.3	19.05	12.44	9.88	79.46	4.84
12	6/3/2014	5.03	13.41	11.33	7.21	63.7	5.11
13	6/4/2014	4.23	16.71	11.89	8.81	74.09	5.5
14	6/5/2014	4.74	13.45	10.93	7.34	67.17	5.03
15	6/6/2014	5.17	8.21	11.32	7.58	66.94	4.9
16	6/7/2014	5.09	20.9	11.34	8.14	72.02	5.22
17	6/8/2014	12.27	14.79	10.15	8.23	81.12	4.86
18	6/9/2014	4.36	27.49	12.26	9.25	72.95	5.24
19	6/10/2014	4.6	14.7	14.72	11.57	78.58	4.94
20	6/11/2014	4.89	12.35	11.9	9.94	75.96	5.04

Hari Giling Ke-	Tanggal	Trash	Gula Reduksi Nira Mentah	Brix Nira Mentah	Pol Nira Mentah	HK Nira Mentah	PH Nira Mentah
21	6/12/2014	4.63	14.62	12.31	8.58	69.68	4.87
22	6/13/2014	4.89	14.64	14.48	8.81	60.87	4.9
23	6/14/2014	4.2	17.27	10.42	7.3	70.1	4.74
24	6/15/2014	5.18	17.16	11.93	8.5	71.23	4.82
25	6/16/2014	4.8	13.48	10.31	7.78	75.44	4.98
26	6/17/2014	4.6	18.89	9.53	6.66	69.9	4.67
27	6/18/2014	4.7	21.09	12.47	9.72	77.94	4.76
28	6/19/2014	4.6	19.17	12.36	8.76	70.92	4.31
29	6/20/2014	4.66	15.34	11.73	8.59	73.19	4.98
30	6/21/2014	5.03	14.68	10.01	7.28	72.73	4.94
31	6/22/2014	6.26	18.18	11.66	8.37	71.79	4.96
32	6/23/2014	4.42	19.61	10.81	7.17	66.31	4.67
33	6/24/2014	4.31	39.81	11.73	8.76	74.65	10.06
34	6/25/2014	4.55	9.91	11.8	8.92	75.56	9.07
35	6/26/2014	4.1	11.72	13.31	9.53	71.61	5.21
36	6/27/2014	4.29	12.69	10.32	7.2	69.54	4.33
37	6/28/2014	4.2	33.42	11.7	9.08	77.62	4.67
38	6/29/2014	4.54	15.23	11.82	9.2	77.81	4.41
39	6/30/2014	4.59	24.5	12.12	8.64	71.3	4.98
40	7/1/2014	4.27	13.3	11.05	8.25	74.7	4.74
41	7/2/2014	4.01	25.43	13.215	9.04	71.99	5.38
42	7/3/2014	4.07	11.96	12.29	9.31	75.81	8.39
43	7/4/2014	4.16	11.96	11.41	8.6	73.59	6.86

Hari Giling Ke-	Tanggal	Trash	Gula Reduksi Nira Mentah	Brix Nira Mentah	Pol Nira Mentah	HK Nira Mentah	PH Nira Mentah
44	7/5/2014	4.06	11.72	13.2	9.9	75.01	7.7
45	7/6/2014	4.05	11.76	11.82	8.92	75.46	5.78
46	7/7/2014	4.01	11.86	11.73	8.6	73.34	4.91
47	7/8/2014	4.08	11.88	11.54	8.65	74.93	9.54
48	7/9/2014	4.28	11.92	11.22	8	71.28	6.65
49	7/10/2014	4.1	11.86	11	7.5	68.16	4.89
50	7/11/2014	4.38	11.96	14.17	11.52	81.35	6.81
51	7/12/2014	4.35	11.88	11.99	8.75	73.01	6.76
52	7/13/2014	4.88	11.89	12.37	9.34	75.51	8.49
53	7/14/2014	4.53	12.03	11.78	8.37	71.04	3.61
54	7/15/2014	4.41	11.91	13.83	8.95	64.69	6.87
55	7/16/2014	3.01	12	10.69	8.19	76.64	12.74
56	7/17/2014	4.01	12.02	11.93	9.11	76.38	7.03
57	7/18/2014	4.32	12.13	11.6	8.86	71.6	8.42
58	7/19/2014	4.07	12.2	12.23	9.23	75.47	11.35
59	7/20/2014	4.31	12.07	11.79	8.5	72.23	10.49
60	7/21/2014	4.02	12.07	12.09	7.39	61.12	4.39
61	7/22/2014	4.25	11.89	13.16	9.84	74.79	7.49
62	7/23/2014	4.06	12.2	13	8.81	67.75	5.22
63	7/24/2014	4.04	11.83	11.06	7.62	68.84	13.23
64	7/25/2014	3.82	12.27	11.8	8.18	69.3	9.76
65	8/3/2014	4.26	11.84	10.87	7.93	72.96	6.33
66	8/4/2014	4.2	11.9	12.91	9.85	76.27	4.7

Hari Giling Ke-	Tanggal	Trash	Gula Reduksi Nira Mentah	Brix Nira Mentah	Pol Nira Mentah	HK Nira Mentah	PH Nira Mentah
67	8/5/2014	4.2	11.96	13.18	10.41	78.93	5.5
68	8/6/2014	4.13	11.93	11.84	8.14	70.85	8.15
69	8/7/2014	4.53	11.94	11.04	8.13	68.67	6.72
70	8/8/2014	3.93	12.13	11.49	8.77	76.3	5.45
71	8/9/2014	4.19	11.82	14.35	11.2	78.03	5.11
72	8/10/2014	4.38	12.1	11.75	8.44	71.85	6.82
73	8/11/2014	4.5	12	11.99	8.95	74.6	9.31
74	8/12/2014	4.15	12.06	12.5	9.61	76.84	5.4
75	8/13/2014	4.07	11.95	12.66	9.04	74.21	5.81
76	8/14/2014	4.39	12.02	13.44	10.15	75.58	5.8
77	8/15/2014	4.43	11.9	12.28	8.67	70.62	5.9
78	8/16/2014	4.11	12.03	12.59	8.63	68.5	5.84
79	8/17/2014	4.42	11.97	10.65	7.73	72.57	5.33
80	8/18/2014	4.29	12.03	14.55	9.26	63.61	6.14
81	8/19/2014	4.37	12.04	12.5	9.04	72.36	6.89
82	8/20/2014	5.54	11.96	13.25	9.65	72.82	5.48
83	8/21/2014	4.34	21.86	13.08	9.86	75.34	5.67
84	8/22/2014	4.5	19.51	12.55	9.6	76.46	4.64
85	8/23/2014	4.22	25.05	13.46	9.46	70.28	5
86	8/24/2014	4.32	17.48	14.17	10.32	72.85	5.51
87	8/25/2014	4	19.49	12.16	8.29	68.2	6.5
88	8/26/2014	4.2	8.79	12.52	8.62	68.27	6.5
89	8/27/2014	4.01	15.58	12.51	9.15	72.13	6.8

Hari Giling Ke-	Tanggal	Trash	Gula Reduksi Nira Mentah	Brix Nira Mentah	Pol Nira Mentah	HK Nira Mentah	PH Nira Mentah
90	8/28/2014	4.46	14.69	12.73	8.55	67.19	4.4
91	8/29/2014	4.61	12.95	13.9	10.08	72.53	6.5
92	8/30/2014	4.1	19.35	12.25	8.68	70.88	7
93	8/31/2014	4.41	37.96	12.31	8.79	71.4	4.7
94	9/1/2014	4.35	18.23	13	9.12	70.21	4.7
95	9/2/2014	4	13.52	11.54	8.1	70.17	4.7
96	9/3/2014	4.58	11.11	14.22	8.96	63.01	5
97	9/4/2014	4.64	14.07	13	9.16	70.48	4.7
98	9/5/2014	4.28	19.16	12.37	9.01	72.83	5
99	9/6/2014	4.42	20.52	11.55	8.34	72.2	11
100	9/7/2014	4.48	15.4	13.17	9.97	75.64	5
101	9/8/2014	4.32	14.61	12.37	9.28	75.05	5.3
102	9/9/2014	4.45	13.69	13.66	10.4	76.19	5
103	9/10/2014	4.2	15.89	13.39	9.52	71.1	5.5
104	9/11/2014	4.63	33.52	13.93	10.57	75.88	4.7
105	9/12/2014	4.43	20.09	13.84	10.26	74.11	4.7
106	9/13/2014	4.53	18.23	11.95	8.87	74.234	6.33
107	9/14/2014	4.44	15.06	13	9.32	71.66	6.1
108	9/15/2014	4.4	15.69	11.49	8.44	73.42	4.7
109	9/16/2014	4.5	13.9	11.2	9.15	81.58	11
110	9/17/2014	4.92	12.35	12.63	9.89	78.25	5.8
111	9/18/2014	6.62	10.45	14.94	11.48	76.88	8.3
112	9/19/2014	4.69	8.86	13.22	10.02	75.79	5.9

Hari Giling Ke-	Tanggal	Trash	Gula Reduksi Nira Mentah	Brix Nira Mentah	Pol Nira Mentah	HK Nira Mentah	PH Nira Mentah
113	9/20/2014	4.57	7.8	11.97	8.74	73.01	5.8
114	9/21/2014	4.82	19.25	15.43	11.58	75.06	4.7
115	9/22/2014	4.58	11.01	13.83	8.57	72.81	6.1
116	9/23/2014	4.7	14.97	15.83	12.36	78.09	5
117	9/24/2014	4.59	11.57	13.02	10.14	77.85	5.8
118	9/25/2014	4.8	7.5	13.71	9.97	72.74	4.7
119	9/26/2014	4.9	20.17	13.88	10.16	75.21	5
120	9/27/2014	5	12.84	14.18	11.35	80.04	5
121	9/28/2014	5.03	8.69	15.2	11.65	76.64	5.8
122	9/29/2014	4.83	25.49	13.22	9.67	75.12	5
123	9/30/2014	4.97	19.02	12.43	8.57	68.96	4.7
124	10/1/2014	4.8	14.82	13.7	9.53	69.55	5.3
125	10/2/2014	4.97	19.28	12.29	8.88	72.26	5
126	10/3/2014	5.06	17.67	13.41	9.74	72.74	5.8
127	10/4/2014	4.8	19.57	12.11	8.92	73.69	5.8
128	10/5/2014	4.71	13.51	11.55	8.64	74.81	5
129	10/7/2014	4.86	7.74	13.3	10.08	75.75	5
130	10/8/2014	5.07	13.89	11.23	8.14	72.5	5
131	10/9/2014	4.89	12.56	13.5	9.82	72.72	5.5
132	10/10/2014	5	17.09	13.87	10.46	75.42	5
133	10/11/2014	6.28	12.92	11.63	8.33	71.61	5.5
134	10/12/2014	5.05	18.27	12.97	9.61	74.08	5.3
135	10/13/2014	5.12	25.55	11.03	7.99	72.49	6.1

Hari Giling Ke-	Tanggal	Trash	Gula Reduksi Nira Mentah	Brix Nira Mentah	Pol Nira Mentah	HK Nira Mentah	PH Nira Mentah
136	10/14/2014	5.22	14.55	10.72	8.38	78.18	5.3
137	10/15/2014	5.43	12.8	12.19	9.32	76.52	5.3
138	10/16/2014	5.31	12.94	13.09	9.9	75.61	7.4
139	10/17/2014	5.11	14.65	12.29	8.98	73.11	6
140	10/18/2014	5.23	11.93	9.15	4.4	48.142	6.72
141	10/19/2014	5.04	14.88	15.93	12.22	76.71	4.7
142	10/20/2014	5.27	31.96	16.02	13.11	81.83	5
143	10/21/2014	5.47	21.72	12.8	9.21	71.92	5
144	10/22/2014	5.11	12.24	13.88	10.54	75.91	5.8
145	10/23/2014	5.19	16.66	10.8	6.81	63.07	5.3
146	10/24/2014	5.21	18.61	8.38	4.77	56.92	5
147	10/25/2014	5.34	19.47	12.17	9.14	75.08	8.3
148	10/26/2014	5.01	12.76	12.23	9.96	81.42	7.4
149	10/27/2014	5.05	14.69	10.62	8.56	80.63	6.1

Tabel A. 2 Data stasiun pemurnian

Hari Giling Ke-	Tanggal	Brix	Pol Nira Encer	HK Nira Encer	Turbiduty Nira Encer	Kadar CaO	PH	Gula Reduksi Nira Encer
1	5/23/2014	12.71	8.92	70.18	51.895	981.45	7	8.97
2	5/24/2014	13.42	10.06	74.93	51.895	555.54	6.53	12.06
3	5/25/2014	12.18	8.66	71.13	13.02	657.39	7	16.67

Hari Giling Ke-	Tanggal	Brix	Pol Nira Encer	HK Nira Encer	Turbiduty Nira Encer	Kadar CaO	PH	Gula Reduksi Nira Encer
4	5/26/2014	12.45	8.85	71.06	34.64	601.83	7	8.91
5	5/27/2014	13.06	8.95	68.56	49.77	499.99	7	8.96
6	5/28/2014	11.48	8.78	76.54	38.23	462.95	6.99	8.27
7	5/29/2014	12	6.72	56.02	84.33	444.43	6.87	11.92
8	5/30/2014	12.3	8.65	70.33	98.915	555.54	8.08	31.79
9	5/31/2014	13.52	9.55	70.62	44.36	594.89	7.13	15.68
10	6/1/2014	11.72	8.99	76.66	42.02	810.037938	7.19	15.86
11	6/2/2014	12.17	8.56	70.31	110.12	809.971441	6.59	38.37
12	6/3/2014	12.27	8.68	70.74	31.24	809.962108	6.91	17.28
13	6/4/2014	12.21	9.33	74.43	30.78	810.167411	7.8	12.78
14	6/5/2014	11.82	8.62	72.93	15.04	810.034844	7.41	15.21
15	6/6/2014	12.02	8.85	73.59	32.37	809.978918	7.16	11.56
16	6/7/2014	11.63	8.27	71.09	69.26	809.842835	7.05	22.61
17	6/8/2014	12.26	9.27	75.62	36.7	809.958661	6.28	14.68
18	6/9/2014	13.52	9.6	71.6	11.09	810.114133	6.46	18.49
19	6/10/2014	12.46	9	72.28	22.29	809.79065	6.86	31.38
20	6/11/2014	12.81	9.33	72.81	59.11	810.004686	7.74	26.31
21	6/12/2014	13.23	9.68	73.14	13.01	388.75	7.05	14.74
22	6/13/2014	13.76	9.49	68.9	18.17	555	6.79	19.11
23	6/14/2014	11.9	8.65	72.71	28.47	1037	6.7	22.1
24	6/15/2014	12.42	9.15	73.67	19.68	1259.2	7.02	10.55
25	6/16/2014	12.46	9.34	74.95	30.76	907.386	6.8	9.95

Hari Giling Ke-	Tanggal	Brix	Pol Nira Encer	HK Nira Encer	Turbiduty Nira Encer	Kadar CaO	PH	Gula Reduksi Nira Encer
26	6/17/2014	11.96	8.95	74.82	21.37	1169.5	6.78	17.72
27	6/18/2014	13.28	10.21	76.91	15.48	1350.9	6.68	14.68
28	6/19/2014	12.06	8.94	74.5	29.48	1320.74	6.69	11.19
29	6/20/2014	11.55	8.58	74.32	37.51	1109	6.72	16.88
30	6/21/2014	12.4	9.51	76.69	28	1280.414	6.56	27.18
31	6/22/2014	13.13	9.84	74.91	75.31	1371.15	6.78	11.19
32	6/23/2014	11.59	8.59	74.08	65.67	1441.7	8.06	20.45
33	6/24/2014	12.34	9.03	73.16	24.31	1310.66	7.49	19.21
34	6/25/2014	12.76	9.13	71.54	56.6	1512.3	7.95	17.22
35	6/26/2014	10.97	8.44	76.92	29.37	15.8	7.45	14.22
36	6/27/2014	11.68	8.27	70.28	46.62	1522.3	6.78	14.22
37	6/28/2014	11.85	9.04	76.25	36.22	1371.15	7.71	11.03
38	6/29/2014	11.46	8.55	74.64	22.3	1189.6	7.72	22.95
39	6/30/2014	12.28	8.73	71.11	18.09	1734.1	7.06	27.44
40	7/1/2014	12.09	8.82	72.92	9.65	2016.4	6.82	11.74
41	7/2/2014	13.15	9.63	73.26	25.79	1522.4	6.89	25.63
42	7/3/2014	13.38	9.61	71.79	15.89	1673.6	7.05	10.19
43	7/4/2014	13.25	10.07	76.3	13.46	1260.25	7.34	11
44	7/5/2014	12.83	9.34	72.84	15	2016.4	7.1	10.88
45	7/6/2014	12.35	9	72.84	25.64	988.03	9.1	11.03
46	7/7/2014	11.87	8.72	73.44	26.66	1310.66	6.91	10.95
47	7/8/2014	13.05	9.55	73.14	7.02	1512.3	7.02	10.82

Hari Giling Ke-	Tanggal	Brix	Pol Nira Encer	HK Nira Encer	Turbiduty Nira Encer	Kadar CaO	PH	Gula Reduksi Nira Encer
48	7/9/2014	11.47	8.45	73.5	23.24	1209.84	7.16	11.07
49	7/10/2014	11.61	8.42	72.56	17.22	1250.17	6.86	11.03
50	7/11/2014	12.07	9.24	76.6	13.38	1371.12	6.97	11.14
51	7/12/2014	12.26	8.96	73.11	19.48	2520.5	7.09	11.24
52	7/13/2014	13.04	9.56	73.32	40.05	1411.48	7.03	10.95
53	7/14/2014	12.76	9.59	75.15	26.99	1431.64	6.33	11.02
54	7/15/2014	11.84	8.68	73.27	50.68	1350.99	7.04	10.97
55	7/16/2014	12.64	9.41	74.45	29.89	1190.4	6.94	11.19
56	7/17/2014	12.66	9.44	74.52	24.57	851.84	6.88	11.06
57	7/18/2014	12.28	9.54	77.71	26.36	1045.44	7.02	10.83
58	7/19/2014	12.6	9.15	72.68	24.25	968	6.56	10.91
59	7/20/2014	12.77	9.54	74.67	9.57	948.64	6.68	10.87
60	7/21/2014	14.12	10.11	71.58	11.41	1103.52	6.46	11.01
61	7/22/2014	13.3	9.61	72.3	8.35	1122.88	7.14	11.03
62	7/23/2014	12.95	9.34	72.13	26.6	484	6.96	11
63	7/24/2014	12.57	9.35	74.37	10.58	980	6.86	11.01
64	7/25/2014	12.61	9.17	72.67	19.06	1140	6.8	11.14
65	8/3/2014	12.72	9.75	76.612	22.99	1048.28	6.5	11.12
66	8/4/2014	12.64	9.31	74.09	23.08	1058.4	6.1	11.19
67	8/5/2014	12.27	9.42	76.77	23.01	1470	7.02	11.15
68	8/6/2014	13.44	10.54	78.37	3.68	807.5	7.21	11.22
69	8/7/2014	12.72	10.26	80.68	23.19	817	7.1	11.3

Hari Giling Ke-	Tanggal	Brix	Pol Nira Encer	HK Nira Encer	Turbiduty Nira Encer	Kadar CaO	PH	Gula Reduksi Nira Encer
70	8/8/2014	13.03	10.06	77.21	25.16	1567.5	6.96	10.96
71	8/9/2014	13.06	8.39	74.46	24.67	997.5	6.72	11.27
72	8/10/2014	12.85	9.64	75.06	23.06	997.5	7.26	11.02
73	8/11/2014	13.58	9.88	72.8	27.41	997.5	7.08	11.11
74	8/12/2014	12.9	10.03	77.7	33.59	950	7.08	11.24
75	8/13/2014	12.93	9.48	73.29	9.88	997.5	6.75	11.07
76	8/14/2014	13.23	9.94	75.15	35.69	997.5	7.17	11.36
77	8/15/2014	13.28	10.19	76.17	24.5	921.5	7.11	11.16
78	8/16/2014	14.23	10.79	75.6	19.13	1520	7.11	11.25
79	8/17/2014	13.17	9.75	74.04	35.43	1045	7	11.04
80	8/18/2014	13.21	9.73	73.66	31.96	1054.5	6.71	11.31
81	8/19/2014	13.25	9.97	75.29	25.99	969	7.04	11.14
82	8/20/2014	13.5	10.53	78.02	26.75	1097.6	6.9	11.25
83	8/21/2014	13.39	9.93	74.18	36.25	1035.5	6.96	18.53
84	8/22/2014	12.33	9.14	74.12	48.55	978.5	6.97	12.31
85	8/23/2014	14.15	10.35	73.11	36.51	1140	6.8	30.65
86	8/24/2014	13.8	10.03	72.71	37.44	1007	6.47	11.3
87	8/25/2014	13.39	10.1	75.44	51.45	1073.5	6.5	17.7
88	8/26/2014	12.44	9.67	77.73	47.78	893	6.5	9.79
89	8/27/2014	12.53	9.14	72.97	48.77	1107.4	6.8	7.9
90	8/28/2014	13.55	10.29	75.55	31.57	1058.4	6.5	21.92
91	8/29/2014	13.42	10.3	76.79	43.05	940.8	6.8	20.17

Hari Giling Ke-	Tanggal	Brix	Pol Nira Encer	HK Nira Encer	Turbiduty Nira Encer	Kadar CaO	PH	Gula Reduksi Nira Encer
92	8/30/2014	13.44	9.93	73.87	36.37	1107.8	7	10.94
93	8/31/2014	12.44	8.78	70.63	50.01	1146.6	6.1	37.54
94	9/1/2014	12.99	9.8	75.44	38.49	882	6.5	10.08
95	9/2/2014	13.36	10.24	76.59	118.51	1430.8	8.3	12.95
96	9/3/2014	13.28	10.01	75.36	58.99	1430.8	7.4	13.03
97	9/4/2014	12.28	9.43	76.76	40.21	1127.7	6.5	11.64
98	9/5/2014	13.15	9.94	75.54	29.57	1323	7	11.86
99	9/6/2014	13	9.61	73.91	31.62	1205.4	7	18.23
100	9/7/2014	12.8	9.41	73.58	25.61	1101.43	6.5	25.12
101	9/8/2014	13.63	10.5	55.05	21.6	1146.6	6.5	8.76
102	9/9/2014	15.91	10.3	64.75	21.94	1166.2	7.4	18.52
103	9/10/2014	13.24	9.9	74.74	35.71	784	7	15.9
104	9/11/2014	13.9	9.81	70.52	36.49	960.4	7	16.11
105	9/12/2014	13.82	10.33	74.72	38.29	901.7	6.5	17.15
106	9/13/2014	14	11.02	78.675	39.63	1101.43	6.5	16.88
107	9/14/2014	14.04	10.97	78.17	26.91	1019.2	7	26.34
108	9/15/2014	12.94	9.76	75.37	30.91	940.8	7	12.79
109	9/16/2014	13.58	10.6	78.33	28.23	1372	7.4	11.4
110	9/17/2014	13.38	10.53	78.86	65.6	999.6	6.8	11.66
111	9/18/2014	13.41	10.44	77.86	34.8	980	6.8	10.97
112	9/19/2014	13.66	10.15	74.32	31.89	1061.2	7	8.13
113	9/20/2014	14.02	10.59	75.53	27.34	1078	7.1	7.78

Hari Giling Ke-	Tanggal	Brix	Pol Nira Encer	HK Nira Encer	Turbiduty Nira Encer	Kadar CaO	PH	Gula Reduksi Nira Encer
114	9/21/2014	13.94	10.94	78.49	32.7	1058.4	6.5	11.55
115	9/22/2014	13.44	10.44	77.67	27.69	1078	7.1	11.61
116	9/23/2014	14.43	11.36	78.72	24.25	1108.49	6.8	10.81
117	9/24/2014	13.49	10.93	79.54	37.4	1127	6.8	20.2
118	9/25/2014	13.81	10.47	75.86	26.35	1087.8	6.5	12.09
119	9/26/2014	13.09	10.11	77.28	33.53	1029	6.5	11.92
120	9/27/2014	13.79	10.51	76.18	29.01	1029	6.5	11.31
121	9/28/2014	13.96	10.48	75.07	55.71	1225	6.5	8.38
122	9/29/2014	14.11	11.04	76.63	37.73	1166.2	6.5	17.72
123	9/30/2014	14.49	11.11	76.64	34.33	1372	7.4	12.9
124	10/1/2014	13.74	10.56	76.88	56.2	1336.13	6.5	17.04
125	10/2/2014	13.76	10.64	77.33	35.75	1215.2	6.5	11.34
126	10/3/2014	10.68	7.79	72.98	51.49	1127	6.5	14.6
127	10/4/2014	13.59	10.37	76.28	53.96	1038.8	5.8	34.36
128	10/5/2014	13.74	10.63	77.34	42.46	1029	6.5	11.77
129	10/7/2014	13.67	10.46	76.53	36.98	1195.6	6.1	17.34
130	10/8/2014	13.64	10.08	73.94	56.61	1234.8	6.5	11.43
131	10/9/2014	13.33	9.93	74.46	79.19	980	6.8	11.2
132	10/10/2014	13.81	10.8	78.2	42.24	1127	6.5	14.12
133	10/11/2014	12.45	9.12	73.25	60.69	1179.18	6.5	8.67
134	10/12/2014	12.97	9.68	74.64	45.83	1180.81	6	18.27
135	10/13/2014	12.23	8.86	72.49	35.55	1138.27	6.5	16.49

Hari Giling Ke-	Tanggal	Brix	Pol Nira Encer	HK Nira Encer	Turbiduty Nira Encer	Kadar CaO	PH	Gula Reduksi Nira Encer
136	10/14/2014	12.05	9.05	75.1	45.18	116.9	6.8	19.67
137	10/15/2014	13.6	10.36	76.2	59.23	1202.09	6.1	17.43
138	10/16/2014	12.59	9.36	74.35	40.16	1158.67	6.8	9.43
139	10/17/2014	14.32	10.18	71.11	32.59	1046.55	6.5	10.09
140	10/18/2014	7.74	9.96	103.502	54.5824546	1209.43636	6.73	9.43
141	10/19/2014	13.52	9.88	73.04	53.83	1499.96	6.8	11.54
142	10/20/2014	14.19	10.03	70.71	38.37	1247.8	7.7	32.7
143	10/21/2014	13.19	9.85	74.65	42.54	1031.87	6.5	10.24
144	10/22/2014	12.75	9.42	75.92	37.117	1138.27	6.8	15.92
145	10/23/2014	13.09	9.72	74.32	47.96	1212.73	7.4	8.94
146	10/24/2014	12.46	8.82	70.79	92.29	1404.22	7.4	10.24
147	10/25/2014	12.51	9.69	77.45	46.63	1191.46	6.8	12.47
148	10/26/2014	14.45	9.68	66.99	44.98	1329.75	6.5	8.1
149	10/27/2014	11.43	8.69	76	123.94	1042.52	6	10.24

Tabel A. 3 Data stasiun penguapan

Hari Giling Ke-	Tanggal	HK Nira Kental Tersulfisir	Brix Nira Kental Tersulfisir	Pol Nira Kental Tersulfisir	PH Nira Kental Tersulfisir
1	5/23/2014	73.53	54.42	40.15	7.05
2	5/24/2014	73.7	54.34	40.11	7.26
3	5/25/2014	73.65	54.39	40.12	6.88

Hari Giling Ke-	Tanggal	HK Nira Kental Tersulfitor	Brix Nira Kental Tersulfitor	Pol Nira Kental Tersulfitor	PH Nira Kental Tersulfitor
4	5/26/2014	73.65	54.33	39.87	7.06
5	5/27/2014	73.61	54.31	40	7.21
6	5/28/2014	73.76	54.44	40.08	7.24
7	5/29/2014	73.71	54.42	39.93	7.01
8	5/30/2014	73.58	54.44	40.17	7.17
9	5/31/2014	73.4	54.33	39.96	7.06
10	6/1/2014	76.27	55.54	42.36	7.05
11	6/2/2014	76.25	55.54	42.24	7.16
12	6/3/2014	76.28	55.53	42.25	7.2
13	6/4/2014	76.22	55.63	42.33	7.24
14	6/5/2014	76.3	55.53	42.37	7.23
15	6/6/2014	76.34	55.58	42.34	7.23
16	6/7/2014	76.27	55.63	42.44	7.31
17	6/8/2014	76.17	55.66	42.2	7.31
18	6/9/2014		55.66	42.32	7.1
19	6/10/2014	76.19	55.39	42.33	7.18
20	6/11/2014	76.14	55.5	42.42	7.28
21	6/12/2014	76.17	55.43	42.4	7.34
22	6/13/2014	76.3	55.48	42.4	7.21
23	6/14/2014	76.11	55.57	42.41	7.18
24	6/15/2014	76.18	55.62	42.47	7.16
25	6/16/2014	76.26	56.56	43.03	7.11
26	6/17/2014	76.21	56.63	42.95	7.27

Hari Giling Ke-	Tanggal	HK Nira Kental Tersulfisir	Brix Nira Kental Tersulfisir	Pol Nira Kental Tersulfisir	PH Nira Kental Tersulfisir
27	6/18/2014	76.1	56.56	43	7.09
28	6/19/2014	76.28	56.61	42.97	7.05
29	6/20/2014	76.11	56.68	42.92	7.19
30	6/21/2014	75.97	56.72	43.17	7.24
31	6/22/2014	76.09	56.72	43.23	7.16
32	6/23/2014	76.04	56.59	43.16	7
33	6/24/2014	76.14	56.49	43.22	7.16
34	6/25/2014	76.16	56.82	43.11	7.13
35	6/26/2014	75.99	56.4	43.02	7.2
36	6/27/2014	76.04	56.52	43.18	7.21
37	6/28/2014	76.14	56.65	43.31	7.04
38	6/29/2014	76.13	56.34	42.96	6.95
39	6/30/2014	76.24	56.63	43	7.06
40	7/1/2014	77.86	59.87	46.56	7.5
41	7/2/2014	77.87	59.62	46.56	7.24
42	7/3/2014	77.78	59.78	46.57	7.16
43	7/4/2014	77.88	59.89	46.57	7.28
44	7/5/2014	77.85	59.92	46.41	7.16
45	7/6/2014	77.71	59.8	46.54	7.29
46	7/7/2014	77.76	59.85	46.63	7.28
47	7/8/2014	77.64	59.71	46.6	7.32
48	7/9/2014	77.82	59.72	46.52	7.13
49	7/10/2014	77.88	59.86	46.48	7.33

Hari Giling Ke-	Tanggal	HK Nira Kental Tersulfisir	Brix Nira Kental Tersulfisir	Pol Nira Kental Tersulfisir	PH Nira Kental Tersulfisir
50	7/11/2014	77.81	59.75	46.42	7.26
51	7/12/2014	77.85	59.93	46.51	7.38
52	7/13/2014	77.81	59.84	46.49	7.29
53	7/14/2014	77.84	59.74	46.49	7.33
54	7/15/2014	77.7	59.85	46.43	7.26
55	7/16/2014	76.71	61.66	47.17	7.27
56	7/17/2014	76.42	61.59	47.36	7.37
57	7/18/2014	76.77	61.64	47.17	7.29
58	7/19/2014	76.52	61.86	47.13	7.25
59	7/20/2014	76.74	61.84	47.19	7.18
60	7/21/2014	76.52	61.6	47.31	7.25
61	7/22/2014	76.7	61.59	47.21	7.34
62	7/23/2014	76.61	61.68	47.19	7.33
63	7/24/2014	76.61	61.51	47.13	7.32
64	7/25/2014	76.47	61.53	47.29	7.1
65	8/3/2014	77.72	61.15	47.52	6.56
66	8/4/2014	77.65	61.2	47.47	6.55
67	8/5/2014	77.76	61.21	47.38	6.46
68	8/6/2014	77.6	61.35	47.54	6.53
69	8/7/2014	77.81	61.17	47.55	6.51
70	8/8/2014	77.68	61.26	47.57	6.45
71	8/9/2014	77.62	61.12	47.6	6.57
72	8/10/2014	77.57	61.12	47.53	6.54

Hari Giling Ke-	Tanggal	HK Nira Kental Tersulfisir	Brix Nira Kental Tersulfisir	Pol Nira Kental Tersulfisir	PH Nira Kental Tersulfisir
73	8/11/2014	77.64	61.12	47.54	6.64
74	8/12/2014	77.64	61.01	47.57	6.51
75	8/13/2014	77.84	61.29	47.56	6.54
76	8/14/2014	77.67	61.14	47.57	6.56
77	8/15/2014	77.67	61.13	47.42	6.4
78	8/16/2014	79.37	65.18	51.68	6.51
79	8/17/2014	79.33	65.13	51.58	6.76
80	8/18/2014	79.13	65.13	51.55	6.39
81	8/19/2014	79.24	65.29	51.58	6.62
82	8/20/2014	79.19	64.92	51.43	6.54
83	8/21/2014	79.23	65.06	51.48	6.25
84	8/22/2014	79.23	64.88	51.63	6.44
85	8/23/2014	79.1	65.11	51.64	6.46
86	8/24/2014	79.34	65.14	51.56	6.39
87	8/25/2014	79.24	65.07	51.43	6.46
88	8/26/2014	79.46	65.05	51.43	6.53
89	8/27/2014	79.07	65.11	51.59	6.6
90	8/28/2014	79.26	65.09	51.56	6.46
91	8/29/2014	79.34	65.08	51.68	6.48
92	8/30/2014	79.14	65.35	51.68	6.62
93	8/31/2014	79.02	65.05	51.8	6.54
94	9/1/2014	78.82	67.5	53.5	6.41
95	9/2/2014	78.93	67.83	53.37	6.62

Hari Giling Ke-	Tanggal	HK Nira Kental Tersulfitor	Brix Nira Kental Tersulfitor	Pol Nira Kental Tersulfitor	PH Nira Kental Tersulfitor
96	9/3/2014	78.85	67.8	53.5	6.58
97	9/4/2014	78.99	67.73	53.08	6.51
98	9/5/2014	78.89	67.7	53.48	6.48
99	9/6/2014	78.89	67.98	53.29	6.49
100	9/7/2014	78.81	67.65	53.54	6.4
101	9/8/2014	78.89	67.79	53.36	6.53
102	9/9/2014	78.86	67.76	53.53	6.4
103	9/10/2014	78.95	67.88	53.51	6.59
104	9/11/2014	79.06	67.76	53.58	6.51
105	9/12/2014	78.81	67.9	53.62	6.53
106	9/13/2014	78.9	67.6	53.57	6.41
107	9/14/2014	78.8	67.81	53.39	6.47
108	9/15/2014	78.75	67.8	53.45	6.57
109	9/16/2014	78.31	68.69	53.95	6.58
110	9/17/2014	78.37	68.77	53.95	6.42
111	9/18/2014	78.38	68.66	53.91	6.48
112	9/19/2014	78.42	68.79	53.9	6.56
113	9/20/2014	78.44	68.87	53.96	6.58
114	9/21/2014	78.5	68.92	54.03	6.59
115	9/22/2014	78.24	68.68	53.89	6.69
116	9/23/2014	78.5	68.65	53.84	6.32
117	9/24/2014	78.59	68.67	53.91	6.37
118	9/25/2014	78.19	68.77	53.94	6.68

Hari Giling Ke-	Tanggal	HK Nira Kental Tersulfisir	Brix Nira Kental Tersulfisir	Pol Nira Kental Tersulfisir	PH Nira Kental Tersulfisir
119	9/26/2014	78.33	68.58	53.65	6.51
120	9/27/2014	78.58	68.86	53.97	6.35
121	9/28/2014	78.53	68.87	53.97	6.51
122	9/29/2014	78.42	68.75	54.02	6.42
123	9/30/2014	78.42	68.78	53.84	6.57
124	10/1/2014	77.95	67.31	52.54	6.88
125	10/2/2014	77.97	67.27	52.48	6.6
126	10/3/2014	78.1	67.21	52.59	6.71
127	10/4/2014	78.15	67.17	52.69	6.66
128	10/5/2014	78.1	67.3	52.42	6.9
129	10/7/2014	78.02	67.2	52.53	6.82
130	10/8/2014	78.15	67.19	52.49	6.64
131	10/9/2014	78.03	67.28	52.4	6.83
132	10/10/2014	78.13	67.48	52.6	6.61
133	10/11/2014	78.07	67.31	52.63	6.68
134	10/12/2014	77.85	67.47	52.48	6.52
135	10/13/2014	78.03	67.31	52.47	6.65
136	10/14/2014	78.01	67.46	52.58	6.8
137	10/15/2014	78.08	67.24	52.59	6.92
138	10/16/2014	70.95	67.93	48	6.7
139	10/17/2014	70.76	68.05	48.02	6.71
140	10/18/2014	70.47	68.06	48.22	6.63
141	10/19/2014	70.9	68.1	48.11	6.71

Hari Giling Ke-	Tanggal	HK Nira Kental Tersulfitor	Brix Nira Kental Tersulfitor	Pol Nira Kental Tersulfitor	PH Nira Kental Tersulfitor
142	10/20/2014	70.68	67.9	47.98	6.87
143	10/21/2014	70.75	68.17	48.11	6.83
144	10/22/2014	70.57	68.12	48.07	6.53
145	10/23/2014	70.55	68.14	48.07	6.78
146	10/24/2014	70.6	67.91	48.06	6.69
147	10/25/2014	70.77	68.04	48.15	6.76
148	10/26/2014	70.61	67.98	48.29	6.79
149	10/27/2014	70.59	67.96	48.06	6.8

Tabel A. 4 Data stasiun masakan

Hari Giling Ke-	Tanggal	Brix Masakan A	Pol Masakan A	HK Masakan A	Brix Masakan C	Pol Masakan C	HK Masakan C	Brix Masakan D	Pol Masakan D	HK Masakan D
1	5/23/2014	94.09	71.965	78.035	97.2	70.56	72.35	95.9	70.5	73.51
2	5/24/2014	91.55	70.65	77.7	97.46	68.1	69.41	97.7	59.33	57.56
3	5/25/2014	94.31	73.5	77.93	96.63	65.67	67.75	96.46	56.83	58.92
4	5/26/2014	94.8	74	78.06	97.17	68.4	70.39	94.6	54.33	55.53
5	5/27/2014	95.2	72.95	76.86	96.73	67.77	70.11	95.5	55.03	57.61
6	5/28/2014	95.2	72.95	76.86	96.73	67.7	70.11	95.5	55.03	57.61
7	5/29/2014	95.23	74.45	78.18	95.4	67.9	71.17	95.63	58.43	61.1
8	5/30/2014	94.45	73.79	77.16	97.47	66.73	65.14	97.15	57.3	57.41
9	5/31/2014	95.08	75.58	76.38	97.87	68.7	70.16	90.27	54.06	55

Hari Gilin g Ke-	Tanggal	Brix Masaka n A	Pol Masaka n A	HK Masaka n A	Brix Masaka n C	Pol Masaka n C	HK Masaka n C	Brix Masaka n D	Pol Masaka n D	HK Masaka n D
10	6/1/2014	94.55	73.6	77.86	97.2	67.3	69.23	95.46	57.3	59.45
11	6/2/2014	94.6	73.7	77.91	95.34	77.66	82.86	98.63	56.13	56.9
12	6/3/2014	93.83	73.37	78.19	93.4	68.3	73.13	97.33	57.33	38.9
13	6/4/2014	95.07	74.83	78.71	98.6	68.7	69.68	96.7	57.27	59.22
14	6/5/2014	94.7	73.9	78.04	97.6	66.6	68.24	98.8	57.53	58.2
15	6/6/2014	95.13	74.75	78.58	97.8	68.3	69.84	98	56.2	57.35
16	6/7/2014	92.75	73.13	78.85	96.3	66.2	68.74	98.23	56.73	57.75
17	6/8/2014	95.2	74	77.73	97.75	67.05	68.59	98.87	57.07	57.72
18	6/9/2014	94.82	74.88	78.94	97.23	65.7	67.57	98.97	57.67	58.27
19	6/10/2014	95.1	75.08	78.95	98.8	67.4	68.22	92.37	58.13	62.93
20	6/11/2014	94.15	74.28	78.9	98.18	66.47	67.71	99.4	58.1	58.45
21	6/12/2014	94.03	74.6	79.34	98.6	58.6	57.49	98.97	58.77	59.38
22	6/13/2014	93.98	74.15	78.9	97.93	68.1	69.54	99.3	57.97	58.38
23	6/14/2014	94.48	75.58	80	97.7	66.17	67.73	97.97	57.17	58.35
24	6/15/2014	93.53	74.83	80.01	98.57	67.7	68.68	98.67	58.03	58.82
25	6/16/2014	94.6	77.42	81.82	96.46	68.19	70.6	95.76	57.53	59.28
26	6/17/2014	94.58	76.8	81.24	96.97	69.2	71.39	98.67	58.6	59.75
27	6/18/2014	94.53	76.68	81.2	98.73	66.4	69.45	96.9	58.93	60.6
28	6/19/2014	95.1	77.27	81.34	97.95	68.51	69.69	96.46	59.6	61.14
29	6/20/2014	95.28	74.25	79.85	97.3	67.3	68.43	99.27	58.26	59.48
30	6/21/2014	94.61	78.45	82.89	97.4	67.1	62.9	96.26	58.6	60.88
31	6/22/2014	93.25	75.48	80.31	95.97	65.63	71.02	97.36	59.13	60.86

Hari Gilin g Ke-	Tanggal	Brix Masaka n A	Pol Masaka n A	HK Masaka n A	Brix Masaka n C	Pol Masaka n C	HK Masaka n C	Brix Masaka n D	Pol Masaka n D	HK Masaka n D
32	6/23/2014	94.63	76.67	81.02	96.73	68.7	71.02	98.5	58.97	59.87
33	6/24/2014	94.6	75.83	80.16	97.57	67.67	69.36	98.5	58.33	59.22
34	6/25/2014	94.35	75.05	79.54	98.15	69.15	70.45	98.93	58.23	58.86
35	6/26/2014	94.6	76.65	81.03	97.9	68.5	69.97	98.17	57.47	58.54
36	6/27/2014	93.68	75.5	80.59	96.9	67.73	69.9	98.7	58.67	59.44
37	6/28/2014	93.92	76.73	81.7	97.93	67.8	69.23	98.93	58.9	59.54
38	6/29/2014	94.15	76.92	81.7	97.57	69.13	70.85	99	58.27	58.86
39	6/30/2014	94.2	77.52	82.29	96.9	66.3	68.42	98.93	60.07	60.71
40	7/1/2014	94.45	78.3	82.8	95.5	65	68	98.55	59.35	60.22
41	7/2/2014	94.77	77.03	81.28	97.3	69.3	71.22	99.07	60.3	60.87
42	7/3/2014	94.43	76	80.48	96.97	64.3	66.31	98.27	58.7	59.73
43	7/4/2014	94.35	77.37	82	97.27	68.5	70.42	98.83	56.78	57.37
44	7/5/2014	93.9	76.13	81.08	98.13	69.1	70.42	99.37	59	59.37
45	7/6/2014	95.73	77.08	80.52	96.43	64.8	67.2	98.7	57.7	58.46
46	7/7/2014	94.11	75.52	80.75	97.57	68.97	70.68	98.4	58.8	59.63
47	7/8/2014	94.1	74.73	79.94	96.75	67.95	70.23	98.6	58.87	59.71
48	7/9/2014	94.37	75.75	80.26	97.27	67.8	69.7	98.33	58.17	59.16
49	7/10/2014	94.58	77.28	81.7	95.53	66.85	69.9	97.76	57.53	58.85
50	7/11/2014	94.23	76.83	81.53	96.4	66.8	69.3	96.4	58	60.02
51	7/12/2014	93.6	76.3	81.51	96.97	67.4	69.5	98.8	58	58.7
52	7/13/2014	94.03	75.95	80.15	96.8	67.7	69.94	98.43	58.6	59.53
53	7/14/2014	93.95	76.53	81.46	96.97	67.4	69.51	98.47	58.27	59.17

Hari Gilin g Ke-	Tanggal	Brix Masaka n A	Pol Masaka n A	HK Masaka n A	Brix Masaka n C	Pol Masaka n C	HK Masaka n C	Brix Masaka n D	Pol Masaka n D	HK Masaka n D
54	7/15/2014	93.63	76.33	81.52	96.83	68.1	70.33	99.07	59.17	59.73
55	7/16/2014	93.53	76	81.26	96.7	65.43	67.66	98.1	57.13	58.24
56	7/17/2014	93.87	76.33	81.31	96.73	67.07	69.34	98.27	58.53	59.56
57	7/18/2014	93.6	75.7	80.88	97.23	68.3	70.25	97.17	57.33	59
58	7/19/2014	93.55	75.4	80.6	96.9	66.87	69.01	98.27	58.13	59.19
59	7/20/2014	94.13	76.43	81.2	97.3	68.2	70.09	98.5	58.07	58.93
60	7/21/2014	93.93	76.83	81.8	96.7	67	69.29	96.7	56.77	58.7
61	7/22/2014	94.03	75	79.76	96.53	66.67	69.06	57.87	58	59.26
62	7/23/2014	93.57	75.9	81.12	97.6	68.2	69.88	97.93	59.27	60.91
63	7/24/2014	93.73	76.05	81.14	97.03	67.5	69.57	98.03	57.8	58.96
64	7/25/2014	94.27	76.88	81.56	97.33	68	69.87	98.4	59.69	60.66
65	8/3/2014	93.25	75.55	81	56.5	66.6	69.01	97.5	58.3	59.79
66	8/4/2014	94.77	74.98	79.11	97.5	67.95	69.69	98.25	58.7	59.75
67	8/5/2014	93.93	75.37	80.24	96.9	67.9	70.07	96.75	59.25	61.24
68	8/6/2014	94.16	75.62	80.31	97.4	68.53	70.49	98.47	59	59.92
69	8/7/2014	93.62	75.58	80.73	96.87	68	70.19	97.7	57.77	59.12
70	8/8/2014	94.38	75.88	80.4	96.7	67.75	70.06	98.25	59.2	60.25
71	8/9/2014	94.45	77.07	81.6	96.2	67.3	69.89	97.83	58.75	60.05
72	8/10/2014	93.7	75.83	80.93	97.9	67.8	69.25	98.27	58.9	59.94
73	8/11/2014	94.28	76.53	81.17	97.93	68.9	70.36	98.8	59.27	59.98
74	8/12/2014	94.73	76.78	81.05	97.47	67.73	69.49	98.53	59	59.88
75	8/13/2014	94.73	76.67	80.93	96.9	68.27	70.45	98.13	58.8	59.92

Hari Gilin g Ke-	Tanggal	Brix Masaka n A	Pol Masaka n A	HK Masaka n A	Brix Masaka n C	Pol Masaka n C	HK Masaka n C	Brix Masaka n D	Pol Masaka n D	HK Masaka n D
76	8/14/2014	95.17	76.72	80.61	96.47	67.3	69.76	98.6	59.4	60.24
77	8/15/2014	94.93	76.3	80.37	96.47	67.7	70.18	98.17	59.13	60.23
78	8/16/2014	94.87	76.58	80.72	96.67	67.5	69.82	98.6	58.8	59.63
79	8/17/2014	94.5	75.65	80.05	96.3	67.4	70.11	98.43	59.57	60.52
80	8/18/2014	94.88	76.63	80.77	96.8	68.5	70.76	98.83	59.4	60.1
81	8/19/2014	94.22	75.98	80.64	96.87	67.8	69.9	98.13	59	60.12
82	8/20/2014	94.43	75.93	80.41	97.5	68.25	70.25	98.43	58.7	59.64
83	8/21/2014	94.48	75.78	80.21	97.07	68.1	70.16	97.47	58.67	60.19
84	8/22/2014	94.67	75.88	80.16	97.23	68.77	70.73	98.4	58.77	59.72
85	8/23/2014	94.45	76	80.62	97	66.67	68.73	98.1	59.07	60.21
86	8/24/2014	94.07	75.85	80.63	98.2	67.67	69.69	98.05	58.9	60.07
87	8/25/2014	93.67	76.4	81.62	97.55	67.2	68.88	98	59.3	60.51
88	8/26/2014	93.98	76.38	81.27	96.67	67.7	70.03	98.2	58.77	59.8
89	8/27/2014	92.6	76.1	82.18	97.1	67.87	69.9	97.67	59.03	60.43
90	8/28/2014	93.23	76.8	83.34	92.27	68	69.91	98.4	59.1	60.06
91	8/29/2014	94.07	76.63	81.46	97.43	67.9	69.69	98.6	59.3	60.14
92	8/30/2014	93.6	76.28	81.8	97.19	68.1	70.07	98.13	59.95	61.92
93	8/31/2014	94.33	77.18	81.82	96.63	67.3	69.65	98.1	59.5	60.65
94	9/1/2014	93.5	75.7	80.96	97.2	68.5	70.47	98.83	38.93	59.63
95	9/2/2014	94.07	76.35	81.62	96.8	68.1	70.35	98.47	58.9	59.82
96	9/3/2014	94.2	75.85	80.52	95.83	66.77	69.67	97	58.5	60.3
97	9/4/2014	93.27	74.25	79.61	96.8	67.03	69.24	98.53	59.43	60.32

Hari Gilin g Ke-	Tanggal	Brix Masaka n A	Pol Masaka n A	HK Masaka n A	Brix Masaka n C	Pol Masaka n C	HK Masaka n C	Brix Masaka n D	Pol Masaka n D	HK Masaka n D
98	9/5/2014	93.83	95.4	80.36	96.53	66.57	68.96	98.17	58.57	59.66
99	9/6/2014	94	75.6	80.42	97.67	67.77	69.39	98.8	58.13	58.8
100	9/7/2014	93.35	75.45	86.82	96.43	67.13	69.62	98.2	59.1	60.18
101	9/8/2014	94.07	76.47	81.29	96.8	67.9	70.14	97.93	59.37	60.62
102	9/9/2014	94.55	76.68	81.1	97.3	68.17	70.06	98.93	59.53	60.18
103	9/10/2014	94.55	76.08	80.47	96.53	67.12	69.53	98.27	59.9	60.95
104	9/11/2014	94.07	76.1	80.9	97.43	67.9	69.69	98.5	59.53	60.44
105	9/12/2014	94.38	76.76	81.36	97	67.9	69.93	98.33	59.19	60.17
106	9/13/2014	94.17	75.98	80.69	97.2	67.67	69.62	97.9	58.8	60.06
107	9/14/2014	94.17	75.9	80.38	97.1	67.9	69.93	98.05	58.17	59.33
108	9/15/2014	93.92	75.7	80.6	96.43	67.3	67.79	97.5	58.9	60.41
109	9/16/2014	93.82	75.68	80.69	96.7	67.7	70.01	97.9	59.3	60.57
110	9/17/2014	94	75.9	80.74	97.1	67.7	69.72	98.57	59	59.86
111	9/18/2014	93.69	76.55	81.53	96.85	67.8	70	98.3	59.07	60.09
112	9/19/2014	94.6	76.67	81.05	96.86	67.13	69.31	98.2	60.37	61.48
113	9/20/2014	93.7	76.68	81.83	97.2	67.85	69.8	98.6	59.77	60.6
114	9/21/2014	94.08	76.25	81.05	97.33	67.7	69.56	99.1	59.67	60.21
115	9/22/2014	94.55	77.03	81.47	97.27	67.9	69.8	98.47	60.3	61.24
116	9/23/2014	94.38	76.08	80.61	96.53	67.2	69.6	98.6	59.57	60.4
117	9/24/2014	94.42	76.93	81.48	97.4	68	69.81	98.53	60.7	61.6
118	9/25/2014	94.37	76.13	80.67	96.87	67.37	69.85	98.63	59.37	60.19
119	9/26/2014	93.63	75.15	80.26	96.97	67.9	70.02	98.6	60.17	61.02

Hari Gilin g Ke-	Tanggal	Brix Masaka n A	Pol Masaka n A	HK Masaka n A	Brix Masaka n C	Pol Masaka n C	HK Masaka n C	Brix Masaka n D	Pol Masaka n D	HK Masaka n D
120	9/27/2014	93.32	75.95	81.39	97.48	68.4	70.17	98.97	61.13	61.76
121	9/28/2014	94.48	76.78	81.27	96.57	68.8	71.24	98.6	60.27	61.13
122	9/29/2014	94.27	76.53	81.19	96.67	69.03	71.41	97.7	60.47	61.89
123	9/30/2014	94.33	76.7	81.51	95.83	68.7	71.69	98.4	60.83	61.82
124	10/1/2014	94.3	76.78	81.42	96.27	69.13	71.81	97.5	59.9	61.44
125	10/2/2014	94.57	76.98	81.4	96.8	69.43	71.73	98.23	61	62.1
126	10/3/2014	94.18	76.83	81.58	96.5	71.43	74.02	97.47	60.17	61.73
127	10/4/2014	94.17	76.35	81.08	96.1	68.1	70.8	97.7	60.23	61
128	10/5/2014	94.1	77.05	81.88	96.4	69.3	71.89	98.7	60.1	60.89
129	10/7/2014	94.08	95.93	80.75	95.5	65.6	68.8	97.5	59.2	60.75
130	10/8/2014	94.32	76.53	81.14	96.6	68.1	70.5	98.37	60.73	61.74
131	10/9/2014	94.12	77.12	81.94	96.5	68.7	71.19	98.2	60.63	61.74
132	10/10/2014	94.08	77.42	82.29	96.75	68.6	70.4	98.57	59.67	60.53
133	10/11/2014	94.48	76.35	80.87	95.46	67.9	71.13	97.47	58.47	61.01
134	10/12/2014	94.17	76.35	81.08	96.4	68.7	71.27	97.6	59.5	60.96
135	10/13/2014	94.5	76.68	81.14	95.47	67.57	70.78	96.87	59.3	61.22
136	10/14/2014	94.05	76.03	80.84	96.33	67.2	69.76	98.43	60.43	61.39

Hari Gilin g Ke-	Tanggal	Brix Masaka n A	Pol Masaka n A	HK Masaka n A	Brix Masaka n C	Pol Masaka n C	HK Masaka n C	Brix Masaka n D	Pol Masaka n D	HK Masaka n D
137	10/15/2014	94.33	76.23	80.81	97.33	68.6	70.48	98.87	59.63	60.31
138	10/16/2014	94.27	75.95	80.57	97.1	68.2	70.24	98.67	59.83	60.64
139	10/17/2014	94.18	76.08	80.78	95.2	66.45	69.8	97.9	59.45	60.72
140	10/18/2014	93.85	75.65	80.57	98.3	94.75	96.29	98.21	57.66	59.04
141	10/19/2014	94.53	75.5	79.87	97.8	67.15	68.66	99	58.67	59.26
142	10/20/2014	94.22	75.88	80.54	96.5	67.35	69.79	98.03	58.47	59.6
143	10/21/2014	94.05	76.18	81	97.13	67.2	69.19	98.7	58.03	58.8
144	10/22/2014	94.47	77.72	82.27	96.43	68	70.52	98	59.53	60.75
145	10/23/2014	94.83	76.05	80.2	95.2	67.05	70.43	98.5	60.43	61.35
146	10/24/2014	94.1	76.08	80.85	97.13	68.47	70.49	98.27	60.8	61.87
147	10/25/2014	93.92	76.23	81.16	96.1	67.9	70.66	98.07	60.1	61.28

Hari Gilin g Ke-	Tanggal	Brix Masaka n A	Pol Masaka n A	HK Masaka n A	Brix Masaka n C	Pol Masaka n C	HK Masaka n C	Brix Masaka n D	Pol Masaka n D	HK Masaka n D
148	10/26/2014	94.03	75.4	80.19	96.85	68	70.31	98.7	60.2	60.99
149	10/27/2014	93.83	76	81	96.65	67.65	70	98.75	59.15	59.9

Tabel A. 5 Data warna larutan (ICUMSA) dan BJB

Hari Giling Ke-	Tanggal	ICUMSA	BJB
1	5/23/2014	181.65	0.64
2	5/24/2014	264.149	0.86
3	5/25/2014	263.915	0.87
4	5/26/2014	367.23	0.87
5	5/27/2014	297.49	0.87
6	5/28/2014	219.7	0.87
7	5/29/2014	229.522	0.86
8	5/30/2014	294.83	0.88
9	5/31/2014	257.88	0.88
10	6/1/2014	303.3	0.87
11	6/2/2014	183.47	0.82
12	6/3/2014	136.57	0.89
13	6/4/2014	157.4	0.86
14	6/5/2014	155.18	0.87
15	6/6/2014	124.17	0.86
16	6/7/2014	471.84	0.87
17	6/8/2014	107.51	0.87
18	6/9/2014	121	0.87
19	6/10/2014	144.41	0.68
20	6/11/2014	202.88	0.87
21	6/12/2014	138.04	0.91
22	6/13/2014	70.91	0.86

Hari Giling Ke-	Tanggal	ICUMSA	BJB
23	6/14/2014	120.51	0.83
24	6/15/2014	434.7	1
25	6/16/2014	191.37	0.85
26	6/17/2014	208.85	0.95
27	6/18/2014	212.15	1.02
28	6/19/2014	129.19	1.2
29	6/20/2014	82.57	0.88
30	6/21/2014	100.92	0.9
31	6/22/2014	225.6	0.89
32	6/23/2014	275.98	0.88
33	6/24/2014	543.65	0.94
34	6/25/2014	403.02	0.88
35	6/26/2014	313.46	0.74
36	6/27/2014	210.72	0.89
37	6/28/2014	305.8	0.9
38	6/29/2014	289.5	0.98
39	6/30/2014	249.484	0.86
40	7/1/2014	433	1.07
41	7/2/2014	515.9	0.73
42	7/3/2014	227.7	0.75
43	7/4/2014	390.85	0.83
44	7/5/2014	392.63	0.97
45	7/6/2014	192.55	0.89
46	7/7/2014	399.6	0.85

Hari Giling Ke-	Tanggal	ICUMSA	BJB
47	7/8/2014	410.54	0.95
48	7/9/2014	311.93	0.91
49	7/10/2014	221.62	0.81
50	7/11/2014	477	0.86
51	7/12/2014	154.83	0.87
52	7/13/2014	152.59	0.93
53	7/14/2014	236.15	0.93
54	7/15/2014	229.51	0.9
55	7/16/2014	261.58	0.84
56	7/17/2014	342.22	0.86
57	7/18/2014	287.79	0.85
58	7/19/2014	334.25	0.72
59	7/20/2014	149.36	0.84
60	7/21/2014	214.35	0.84
61	7/22/2014	193.08	0.93
62	7/23/2014	112.63	0.67
63	7/24/2014	181.65	0.64
64	7/25/2014	230.768	0.8
65	8/3/2014	354.76	0.86
66	8/4/2014	354.09	0.89
67	8/5/2014	590.16	0.86
68	8/6/2014	686.65	0.85
69	8/7/2014	443.52	0.71
70	8/8/2014	307.01	0.81

Hari Giling Ke-	Tanggal	ICUMSA	BJB
71	8/9/2014	300.032	0.89
72	8/10/2014	167.12	0.72
73	8/11/2014	243.42	0.81
74	8/12/2014	346.29	0.85
75	8/13/2014	203.45	0.83
76	8/14/2014	340.89	0.78
77	8/15/2014	270.09	0.8
78	8/16/2014	466.06	0.75
79	8/17/2014	330.61	0.74
80	8/18/2014	322.56	0.71
81	8/19/2014	692.02	0.83
82	8/20/2014	466.06	0.86
83	8/21/2014	499.16	0.81
84	8/22/2014	490.52	0.7
85	8/23/2014	555.77	0.92
86	8/24/2014	618.48	0.86
87	8/25/2014	477.78	0.84
88	8/26/2014	649.74	1.004
89	8/27/2014	692.58	0.87
90	8/28/2014	276.92	0.87
91	8/29/2014	238.73	0.88
92	8/30/2014	276.12	0.82
93	8/31/2014	403.1	0.83
94	9/1/2014	221.62	0.8

Hari Giling Ke-	Tanggal	ICUMSA	BJB
95	9/2/2014	294	0.83
96	9/3/2014	442.95	0.96
97	9/4/2014	481.32	0.92
98	9/5/2014	442.95	0.94
99	9/6/2014	282.04	0.92
100	9/7/2014	174.39	0.63
101	9/8/2014	442.06	0.83
102	9/9/2014	525.24	0.69
103	9/10/2014	328.09	0.85
104	9/11/2014	356.58	0.74
105	9/12/2014	276.14	0.87
106	9/13/2014	383.1	0.83
107	9/14/2014	792.15	0.83
108	9/15/2014	299.23	0.79
109	9/16/2014	383.38	0.81
110	9/17/2014	317.89	0.82
111	9/18/2014	285.83	0.87
112	9/19/2014	333.94	0.78
113	9/20/2014	261.41	0.84
114	9/21/2014	364.06	0.81
115	9/22/2014	285.3	0.88
116	9/23/2014	152.59	0.81
117	9/24/2014	217.62	0.88
118	9/25/2014	216.43	0.82

Hari Giling Ke-	Tanggal	ICUMSA	BJB
119	9/26/2014	360.7	0.85
120	9/27/2014	245.96	0.88
121	9/28/2014	262.89	0.81
122	9/29/2014	636.11	0.79
123	9/30/2014	300.48	0.79
124	10/1/2014	462.62	0.92
125	10/2/2014	592.6	0.68
126	10/3/2014	431.47	0.82
127	10/4/2014	537.16	0.82
128	10/5/2014	583.4	0.84
129	10/7/2014	285.75	0.82
130	10/8/2014	432.32	0.86
131	10/9/2014	408.78	0.79
132	10/10/2014	450.5	0.78
133	10/11/2014	339.38	0.77
134	10/12/2014	376.77	0.87
135	10/13/2014	306.58	0.79
136	10/14/2014	225.89	0.75
137	10/15/2014	375.21	0.79
138	10/16/2014	561.7	0.83
139	10/17/2014	448.52	0.86
140	10/18/2014	580.83	0.79
141	10/19/2014	684.24	0.83
142	10/20/2014	803.17	0.77

Hari Giling Ke-	Tanggal	ICUMSA	BJB
143	10/21/2014	770.9	0.75
144	10/22/2014	432.34	0.9
145	10/23/2014	708.45	0.7
146	10/24/2014	678.3	0.63
147	10/25/2014	600.93	0.8
148	10/26/2014	351.9	0.63
149	10/27/2014	348.78	0.67

LAMPIRAN B : HASIL PREDIKSI SVM GRID SEARCH DAN KLASIFIKASI BJB DAN ICUMSA

Tabel B. 1 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi BJB 80%:20%

Tanggal	Prediksi BJB (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi BJB (Radial)	Prediksi Klasifikasi
9/27/2014	0.84339504	Lolos	0.816022229	Lolos
9/28/2014	0.841255297	Lolos	0.822060539	Lolos
9/29/2014	0.840433131	Lolos	0.849663591	Lolos
9/30/2014	0.837935697	Lolos	0.865050534	Lolos
10/1/2014	0.83851483	Lolos	0.88620205	Lolos
10/2/2014	0.837566908	Lolos	0.80634734	Lolos
10/3/2014	0.826925819	Lolos	0.863714344	Lolos
10/4/2014	0.846545124	Lolos	0.852817613	Lolos
10/5/2014	0.83566778	Lolos	0.871158045	Lolos
10/7/2014	0.939391318	Lolos	0.893473595	Lolos
10/8/2014	0.84488564	Lolos	0.848686151	Lolos
10/9/2014	0.838074092	Lolos	0.865540985	Lolos
10/10/2014	0.839551992	Lolos	0.815871934	Lolos
10/11/2014	0.843318317	Lolos	0.933731772	Lolos
10/12/2014	0.842683433	Lolos	0.868990114	Lolos
10/13/2014	0.84624584	Lolos	0.957789713	Lolos
10/14/2014	0.850260628	Lolos	0.821128862	Lolos
10/15/2014	0.846275403	Lolos	0.754330741	Undefined
10/16/2014	0.848657583	Lolos	0.742851328	Undefined

Tanggal	Prediksi BJB (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi BJB (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/17/2014	0.852709924	Lolos	0.924083277	Lolos
10/18/2014	0.725566375	Undefined	0.864299266	Lolos
10/19/2014	0.859193335	Lolos	0.988090148	Lolos
10/20/2014	0.85281563	Lolos	0.885668399	Lolos
10/21/2014	0.852677986	Lolos	0.854367782	Lolos
10/22/2014	0.840647699	Lolos	0.879402352	Lolos
10/23/2014	0.852013124	Lolos	0.79198921	Undefined
10/24/2014	0.845393314	Lolos	0.808927817	Lolos
10/25/2014	0.845113438	Lolos	0.857416734	Lolos
10/26/2014	0.85033282	Lolos	0.81822638	Lolos
10/27/2014	0.848753555	Lolos	0.868116118	Lolos

Tabel B. 2 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi ICUMSA 80%:20%

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
9/27/2014	356.0840035	Undefined	287.79	GKP2
9/28/2014	324.037179	Undefined	287.79	GKP2
9/29/2014	371.0619581	Undefined	287.79	GKP2
9/30/2014	344.2306162	Undefined	287.79	GKP2
10/1/2014	311.9300202	Undefined	287.79	GKP2
10/2/2014	336.129533	Undefined	287.79	GKP2

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/3/2014	347.3055816	Undefined	287.79	GKP2
10/4/2014	335.0456846	Undefined	287.79	GKP2
10/5/2014	312.8289974	Undefined	287.79	GKP2
10/7/2014	326.501581	Undefined	287.79	GKP2
10/8/2014	317.7177447	Undefined	287.79	GKP2
10/9/2014	310.9504416	Undefined	287.79	GKP2
10/10/2014	335.453839	Undefined	287.79	GKP2
10/11/2014	311.7324339	Undefined	287.79	GKP2
10/12/2014	340.6509396	Undefined	287.79	GKP2
10/13/2014	342.1123611	Undefined	287.79	GKP2
10/14/2014	307.4092468	Undefined	287.79	GKP2
10/15/2014	299.1958615	GKP2	287.79	GKP2
10/16/2014	254.0223172	GKP2	287.79	GKP2
10/17/2014	247.9915678	GKP2	287.79	GKP2
10/18/2014	419.0546858	Undefined	287.79	GKP2
10/19/2014	240.3706431	GKP2	287.79	GKP2
10/20/2014	278.6437045	GKP2	287.79	GKP2
10/21/2014	259.7401959	GKP2	287.79	GKP2
10/22/2014	258.2992702	GKP2	287.79	GKP2
10/23/2014	238.0072255	GKP2	287.79	GKP2
10/24/2014	265.3856898	GKP2	287.79	GKP2
10/25/2014	272.6089358	GKP2	287.79	GKP2

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/26/2014	248.2784894	GKP2	287.79	GKP2
10/27/2014	252.2973549	GKP2	287.79	GKP2

Tabel B. 3 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi BJB 60%:40%

Tanggal	Prediksi BJB (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi BJB (Radial)	Prediksi Klasifikasi
8/28/2014	0.854815201	Lolos	0.85583270	Lolos
8/29/2014	0.853602076	Lolos	0.86543636	Lolos
8/30/2014	0.848317007	Lolos	0.85540478	Lolos
8/31/2014	0.854453391	Lolos	0.85440130	Lolos
9/1/2014	0.890348341	Lolos	0.85583270	Lolos
9/2/2014	0.853208474	Lolos	0.88527108	Lolos
9/3/2014	0.859414321	Lolos	0.85604099	Lolos
9/4/2014	0.85544015	Lolos	0.85583271	Lolos
9/5/2014	0.844406829	Lolos	0.85583270	Lolos
9/6/2014	0.859035394	Lolos	0.85863150	Lolos
9/7/2014	0.862927912	Lolos	0.85583270	Lolos
9/8/2014	0.852150206	Lolos	0.86543700	Lolos
9/9/2014	0.850741997	Lolos	0.85268422	Lolos
9/10/2014	0.85303057	Lolos	0.85229830	Lolos

Tanggal	Prediksi BJB (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi BJB (Radial)	Prediksi Klasifikasi
9/11/2014	0.85251439	Lolos	0.85495206	Lolos
9/12/2014	0.853458755	Lolos	0.84808924	Lolos
9/13/2014	0.856298535	Lolos	0.84872555	Lolos
9/14/2014	0.857036477	Lolos	0.87990682	Lolos
9/15/2014	0.862351753	Lolos	0.85579642	Lolos
9/16/2014	0.853009615	Lolos	0.85082929	Lolos
9/17/2014	0.854815134	Lolos	0.85994183	Lolos
9/18/2014	0.853738043	Lolos	0.87413237	Lolos
9/19/2014	0.852052769	Lolos	0.85582988	Lolos
9/20/2014	0.851623267	Lolos	0.85633446	Lolos
9/21/2014	0.852545799	Lolos	0.85664746	Lolos
9/22/2014	0.849351176	Lolos	0.85454446	Lolos
9/23/2014	0.853887043	Lolos	0.85129014	Lolos
9/24/2014	0.847522832	Lolos	0.85548181	Lolos
9/25/2014	0.853575975	Lolos	0.84522093	Lolos
9/26/2014	0.848626432	Lolos	0.85583021	Lolos
9/27/2014	0.843625662	Lolos	0.85583265	Lolos
9/28/2014	0.843096713	Lolos	0.85260422	Lolos
9/29/2014	0.841673629	Lolos	0.85582826	Lolos
9/30/2014	0.839969622	Lolos	0.85582924	Lolos
10/1/2014	0.842657371	Lolos	0.85582058	Lolos
10/2/2014	0.837650039	Lolos	0.85532740	Lolos

Tanggal	Prediksi BJB (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi BJB (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/3/2014	0.830308388	Lolos	0.85583270	Lolos
10/4/2014	0.847565304	Lolos	0.85575925	Lolos
10/5/2014	0.840941949	Lolos	0.85583257	Lolos
10/7/2014	0.844676238	Lolos	0.85583270	Lolos
10/8/2014	0.844963798	Lolos	0.85580560	Lolos
10/9/2014	0.842410962	Lolos	0.85583179	Lolos
10/10/2014	0.848857225	Lolos	0.85578020	Lolos
10/11/2014	0.85072135	Lolos	0.85580376	Lolos
10/12/2014	0.84662125	Lolos	0.85563492	Lolos
10/13/2014	0.851457485	Lolos	0.85584374	Lolos
10/14/2014	0.850068541	Lolos	0.85583150	Lolos
10/15/2014	0.848120951	Lolos	0.85079341	Lolos
10/16/2014	0.848836123	Lolos	0.85334762	Lolos
10/17/2014	0.855512699	Lolos	0.85589983	Lolos
10/18/2014	0.72432158	Undefined	0.85583270	Lolos
10/19/2014	0.86004604	Lolos	0.85848999	Lolos
10/20/2014	0.857676294	Lolos	0.86356803	Lolos
10/21/2014	0.861342774	Lolos	0.85470307	Lolos
10/22/2014	0.850463649	Lolos	0.85582599	Lolos
10/23/2014	0.848044677	Lolos	0.85579809	Lolos
10/24/2014	0.84393091	Lolos	0.85583264	Lolos
10/25/2014	0.847476865	Lolos	0.85580498	Lolos

Tanggal	Prediksi BJB (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi BJB (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/26/2014	0.847373247	Lolos	0.85583214	Lolos
10/27/2014	0.853450073	Lolos	0.86215139	Lolos

Tabel B. 4 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi ICUMSA 60%:40%

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
8/28/2014	467.5092833	Undefined	273.7593003	GKP2
8/29/2014	443.3948022	Undefined	273.9073606	GKP2
8/30/2014	491.3490001	Undefined	274.188118	GKP2
8/31/2014	519.757946	Undefined	273.7458042	GKP2
9/1/2014	918.8501993	Undefined	273.7458042	GKP2
9/2/2014	558.034561	Undefined	273.7458042	GKP2
9/3/2014	500.4793324	Undefined	273.746642	GKP2
9/4/2014	542.7977184	Undefined	273.7493094	GKP2
9/5/2014	616.32965	Undefined	273.7458042	GKP2
9/6/2014	527.1142342	Undefined	273.7462295	GKP2
9/7/2014	531.8852484	Undefined	273.7458042	GKP2
9/8/2014	532.8630492	Undefined	273.7458042	GKP2
9/9/2014	479.8982165	Undefined	273.7458042	GKP2
9/10/2014	458.8012706	Undefined	274.1578419	GKP2

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
9/11/2014	637.6728841	Undefined	273.7491749	GKP2
9/12/2014	501.9307969	Undefined	274.1037651	GKP2
9/13/2014	485.3936796	Undefined	273.7580199	GKP2
9/14/2014	470.8813046	Undefined	273.7492604	GKP2
9/15/2014	505.6656716	Undefined	274.0607906	GKP2
9/16/2014	502.3376444	Undefined	273.7458077	GKP2
9/17/2014	534.2460146	Undefined	273.7499401	GKP2
9/18/2014	543.3612737	Undefined	273.7460344	GKP2
9/19/2014	438.9660703	Undefined	273.813889	GKP2
9/20/2014	471.3748178	Undefined	273.7713941	GKP2
9/21/2014	536.2525306	Undefined	273.7465767	GKP2
9/22/2014	413.0703355	Undefined	273.8226164	GKP2
9/23/2014	540.227413	Undefined	273.7458086	GKP2
9/24/2014	456.3569602	Undefined	273.7471308	GKP2
9/25/2014	407.7917691	Undefined	273.8410882	GKP2
9/26/2014	561.1560878	Undefined	273.7648308	GKP2
9/27/2014	561.1902615	Undefined	273.7462244	GKP2
9/28/2014	472.0045674	Undefined	273.7461104	GKP2
9/29/2014	537.3581244	Undefined	273.7463074	GKP2
9/30/2014	483.839351	Undefined	273.7476303	GKP2
10/1/2014	391.8817397	Undefined	273.7468949	GKP2
10/2/2014	419.2071153	Undefined	273.748706	GKP2

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/3/2014	506.2345986	Undefined	273.7458043	GKP2
10/4/2014	376.8714617	Undefined	273.7458223	GKP2
10/5/2014	376.4822298	Undefined	273.7469867	GKP2
10/7/2014	414.814122	Undefined	273.7458042	GKP2
10/8/2014	402.0689306	Undefined	273.7700685	GKP2
10/9/2014	434.9359334	Undefined	273.7459371	GKP2
10/10/2014	477.442885	Undefined	273.7523851	GKP2
10/11/2014	448.7645352	Undefined	273.7463981	GKP2
10/12/2014	471.5400518	Undefined	273.7504822	GKP2
10/13/2014	480.489243	Undefined	273.7462298	GKP2
10/14/2014	416.7669959	Undefined	273.7458085	GKP2
10/15/2014	357.3779488	Undefined	273.7460828	GKP2
10/16/2014	419.0283707	Undefined	273.7458042	GKP2
10/17/2014	384.7976581	Undefined	273.7458042	GKP2
10/18/2014	465.112181	Undefined	273.7458042	GKP2
10/19/2014	468.817439	Undefined	273.7458042	GKP2
10/20/2014	561.3228586	Undefined	273.7458042	GKP2
10/21/2014	467.6279498	Undefined	273.7458042	GKP2
10/22/2014	427.5686445	Undefined	273.7458042	GKP2
10/23/2014	360.21289	Undefined	273.7458042	GKP2
10/24/2014	430.1629473	Undefined	273.7458042	GKP2
10/25/2014	445.7920927	Undefined	273.7458042	GKP2

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/26/2014	393.5181933	Undefined	273.7458042	GKP2
10/27/2014	451.5391751	Undefined	273.7458042	GKP2

LAMPIRAN C : DATA HASIL PREDIKSI DAN KLASIFIKASI SVM GA

Tabel C. 1 Hasil prediksi SVM GA dan klasifikasi BJB 80%:20%

Tanggal	Prediksi BJB (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi BJB (Radial)	Prediksi Klasifikasi
9/27/2014	0.839659753	Lolos	0.837599078	Lolos
9/28/2014	0.841739629	Lolos	0.791708952	Undefined
9/29/2014	0.834885314	Lolos	0.793577571	Undefined
9/30/2014	0.836536281	Lolos	0.781980756	Undefined
10/1/2014	0.836986712	Lolos	0.813660774	Lolos
10/2/2014	0.83270136	Lolos	0.768342238	Undefined
10/3/2014	0.823010515	Lolos	0.848493874	Lolos
10/4/2014	0.845013006	Lolos	0.813068937	Lolos
10/5/2014	0.840774293	Lolos	0.829926945	Lolos
10/7/2014	0.895667573	Lolos	0.934442118	Lolos
10/8/2014	0.841114068	Lolos	0.778216643	Undefined
10/9/2014	0.838720079	Lolos	0.805682021	Lolos
10/10/2014	0.849051154	Lolos	0.839292378	Lolos
10/11/2014	0.843697736	Lolos	0.817205447	Lolos
10/12/2014	0.841783581	Lolos	0.82673243	Lolos
10/13/2014	0.845275459	Lolos	0.812142525	Lolos
10/14/2014	0.846900743	Lolos	0.80190136	Lolos
10/15/2014	0.848195082	Lolos	0.820915426	Lolos
10/16/2014	0.847300605	Lolos	0.814838328	Lolos
10/17/2014	0.853484618	Lolos	0.826281787	Lolos

Tanggal	Prediksi BJB (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi BJB (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/18/2014	0.7144479	Undefined	0.84249458	Lolos
10/19/2014	0.86210075	Lolos	0.83352085	Lolos
10/20/2014	0.857283109	Lolos	0.83843618	Lolos
10/21/2014	0.864868581	Lolos	0.849126664	Lolos
10/22/2014	0.849809629	Lolos	0.834119791	Lolos
10/23/2014	0.846508223	Lolos	0.76667472	Undefined
10/24/2014	0.838125926	Lolos	0.787515689	Undefined
10/25/2014	0.843625318	Lolos	0.823322372	Lolos
10/26/2014	0.844553455	Lolos	0.825232905	Lolos
10/27/2014	0.854399052	Lolos	0.854798419	Lolos

Tabel C. 2 Hasil prediksi SVM GA dan klasifikasi ICUMSA 80%:20%

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
9/27/2014	356.0840035	Undefined	289.0642424	GKP2
9/28/2014	324.037179	Undefined	290.4109552	GKP2
9/29/2014	371.0619581	Undefined	289.2139574	GKP2
9/30/2014	344.2306162	Undefined	289.3527816	GKP2
10/1/2014	311.9300202	Undefined	289.2629139	GKP2
10/2/2014	336.129533	Undefined	289.117416	GKP2
10/3/2014	347.3055816	Undefined	289.0988657	GKP2

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/4/2014	335.0456846	Undefined	289.4197447	GKP2
10/5/2014	312.8289974	Undefined	289.2338377	GKP2
10/7/2014	326.501581	Undefined	289.3965732	GKP2
10/8/2014	317.7177447	Undefined	289.0840933	GKP2
10/9/2014	310.9504416	Undefined	289.2733758	GKP2
10/10/2014	335.453839	Undefined	290.9176673	GKP2
10/11/2014	311.7324339	Undefined	289.2577838	GKP2
10/12/2014	340.6509396	Undefined	290.7615477	GKP2
10/13/2014	342.1123611	Undefined	289.3148189	GKP2
10/14/2014	307.4092468	Undefined	289.2601622	GKP2
10/15/2014	299.1958615	GKP2	289.2059801	GKP2
10/16/2014	254.0223172	GKP2	289.3926535	GKP2
10/17/2014	247.9915678	GKP2	289.3476112	GKP2
10/18/2014	419.0546858	Undefined	289.4396149	GKP2
10/19/2014	240.3706431	GKP2	289.289234	GKP2
10/20/2014	278.6437045	GKP2	289.2234504	GKP2
10/21/2014	259.7401959	GKP2	289.1323889	GKP2
10/22/2014	258.2992702	GKP2	291.2051019	GKP2
10/23/2014	238.0072255	GKP2	289.233796	GKP2
10/24/2014	265.3856898	GKP2	289.0878064	GKP2
10/25/2014	272.6089358	GKP2	289.1971892	GKP2
10/26/2014	248.2784894	GKP2	289.3469225	GKP2

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/27/2014	252.2973549	GKP2	289.3161293	GKP2

Tabel C. 3 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi BJB 60%:40%

Tanggal	Prediksi BJB (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi BJB (Radial)	Prediksi Klasifikasi
8/28/2014	0.853044496	Lolos	0.857019896	Lolos
8/29/2014	0.853109059	Lolos	0.873189227	Lolos
8/30/2014	0.848931027	Lolos	0.849131783	Lolos
8/31/2014	0.85600248	Lolos	0.852807806	Lolos
9/1/2014	0.888315535	Lolos	0.856743668	Lolos
9/2/2014	0.853371048	Lolos	0.914625237	Lolos
9/3/2014	0.863503508	Lolos	0.858320995	Lolos
9/4/2014	0.858443766	Lolos	0.856744079	Lolos
9/5/2014	0.860284769	Lolos	0.856743668	Lolos
9/6/2014	0.858039255	Lolos	0.851177963	Lolos
9/7/2014	0.858939493	Lolos	0.855684799	Lolos
9/8/2014	0.853284728	Lolos	0.86212232	Lolos
9/9/2014	0.850311073	Lolos	0.847017628	Lolos
9/10/2014	0.855685864	Lolos	0.844773592	Lolos
9/11/2014	0.852474673	Lolos	0.851088459	Lolos
9/12/2014	0.853529793	Lolos	0.845317993	Lolos

Tanggal	Prediksi BJB (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi BJB (Radial)	Prediksi Klasifikasi
9/13/2014	0.856709843	Lolos	0.854724917	Lolos
9/14/2014	0.857425397	Lolos	0.883039088	Lolos
9/15/2014	0.858854994	Lolos	0.8560316	Lolos
9/16/2014	0.854932998	Lolos	0.831249632	Lolos
9/17/2014	0.855444651	Lolos	0.875331098	Lolos
9/18/2014	0.854771249	Lolos	0.883708282	Lolos
9/19/2014	0.853955502	Lolos	0.856726227	Lolos
9/20/2014	0.851907124	Lolos	0.856794542	Lolos
9/21/2014	0.852726923	Lolos	0.854875133	Lolos
9/22/2014	0.849498642	Lolos	0.854505351	Lolos
9/23/2014	0.856205585	Lolos	0.83871907	Lolos
9/24/2014	0.847588541	Lolos	0.856008497	Lolos
9/25/2014	0.855888677	Lolos	0.8336937	Lolos
9/26/2014	0.850495418	Lolos	0.855938362	Lolos
9/27/2014	0.844042706	Lolos	0.856742821	Lolos
9/28/2014	0.844228848	Lolos	0.84909425	Lolos
9/29/2014	0.84292038	Lolos	0.856691092	Lolos
9/30/2014	0.843014319	Lolos	0.856684774	Lolos
10/1/2014	0.844318886	Lolos	0.856497129	Lolos
10/2/2014	0.838229774	Lolos	0.855002411	Lolos
10/3/2014	0.829981945	Lolos	0.856743668	Lolos
10/4/2014	0.850205858	Lolos	0.855465142	Lolos
10/5/2014	0.841885101	Lolos	0.856733115	Lolos

Tanggal	Prediksi BJB (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi BJB (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/7/2014	0.863907291	Lolos	0.856743668	Lolos
10/8/2014	0.847009914	Lolos	0.856533602	Lolos
10/9/2014	0.843903735	Lolos	0.856730946	Lolos
10/10/2014	0.847538167	Lolos	0.855031962	Lolos
10/11/2014	0.85484226	Lolos	0.855769374	Lolos
10/12/2014	0.848304069	Lolos	0.854285759	Lolos
10/13/2014	0.85581425	Lolos	0.855669617	Lolos
10/14/2014	0.853446714	Lolos	0.856693454	Lolos
10/15/2014	0.847659272	Lolos	0.840957204	Lolos
10/16/2014	0.849493223	Lolos	0.850849423	Lolos
10/17/2014	0.861394838	Lolos	0.857996582	Lolos
10/18/2014	0.701365049	Undefined	0.856743668	Lolos
10/19/2014	0.859482689	Lolos	0.865620697	Lolos
10/20/2014	0.859628387	Lolos	0.874663072	Lolos
10/21/2014	0.861550454	Lolos	0.861436862	Lolos
10/22/2014	0.851680631	Lolos	0.856400526	Lolos
10/23/2014	0.853881664	Lolos	0.856536317	Lolos
10/24/2014	0.844884861	Lolos	0.856740584	Lolos
10/25/2014	0.850694452	Lolos	0.856434588	Lolos
10/26/2014	0.8495414	Lolos	0.856915571	Lolos
10/27/2014	0.855095644	Lolos	0.863859712	Lolos

Tabel C. 4 Hasil prediksi SVM grid search dan klasifikasi ICUMSA 60%:40%

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
8/28/2014	448.2083069	Undefined	401.5553917	Undefined
8/29/2014	435.3086122	Undefined	400.7451745	Undefined
8/30/2014	462.2264128	Undefined	398.2732548	Undefined
8/31/2014	499.5779608	Undefined	389.3197143	Undefined
9/1/2014	508.0651641	Undefined	415.2981198	Undefined
9/2/2014	481.8469409	Undefined	358.4471982	Undefined
9/3/2014	450.3594216	Undefined	397.5951303	Undefined
9/4/2014	497.4011151	Undefined	407.8478104	Undefined
9/5/2014	321.1947073	Undefined	411.8995534	Undefined
9/6/2014	518.5732695	Undefined	412.0810641	Undefined
9/7/2014	507.0778436	Undefined	409.1339579	Undefined
9/8/2014	460.0615481	Undefined	401.6568263	Undefined
9/9/2014	479.8182785	Undefined	405.4935232	Undefined
9/10/2014	459.9296786	Undefined	406.0271055	Undefined
9/11/2014	558.7177628	Undefined	400.9257614	Undefined
9/12/2014	474.4141388	Undefined	412.2416287	Undefined
9/13/2014	492.3012224	Undefined	415.9946915	Undefined
9/14/2014	481.8959397	Undefined	406.7218777	Undefined
9/15/2014	478.4477273	Undefined	404.4156542	Undefined
9/16/2014	501.9598805	Undefined	398.1918899	Undefined
9/17/2014	490.441515	Undefined	400.2618262	Undefined

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
9/18/2014	476.9691065	Undefined	398.9925204	Undefined
9/19/2014	437.1381283	Undefined	391.0458645	Undefined
9/20/2014	456.3145321	Undefined	387.8253473	Undefined
9/21/2014	487.7991131	Undefined	406.2594327	Undefined
9/22/2014	427.9180165	Undefined	386.5679035	Undefined
9/23/2014	498.8677838	Undefined	407.9628438	Undefined
9/24/2014	470.8364175	Undefined	404.8014323	Undefined
9/25/2014	415.713575	Undefined	380.3569689	Undefined
9/26/2014	514.679582	Undefined	407.9008519	Undefined
9/27/2014	513.0160939	Undefined	405.0029326	Undefined
9/28/2014	437.3505022	Undefined	394.3369684	Undefined
9/29/2014	519.164617	Undefined	409.2187132	Undefined
9/30/2014	485.7460373	Undefined	404.7246259	Undefined
10/1/2014	390.012762	Undefined	375.4664764	Undefined
10/2/2014	434.3370195	Undefined	395.7598722	Undefined
10/3/2014	427.2323384	Undefined	391.4325746	Undefined
10/4/2014	433.7307529	Undefined	397.4857383	Undefined
10/5/2014	391.6698708	Undefined	373.4460122	Undefined
10/7/2014	187.4683843	GKP1	367.1078542	Undefined
10/8/2014	419.3833849	Undefined	389.9769517	Undefined
10/9/2014	397.1590511	Undefined	368.9409482	Undefined
10/10/2014	440.5925147	Undefined	398.8466021	Undefined

Tanggal	Prediksi ICUMSA (Dot)	Prediksi Klasifikasi	Prediksi ICUMSA (Radial)	Prediksi Klasifikasi
10/11/2014	407.8735843	Undefined	386.3296397	Undefined
10/12/2014	447.2818533	Undefined	401.0825228	Undefined
10/13/2014	458.4028684	Undefined	397.3285505	Undefined
10/14/2014	428.1432372	Undefined	381.8444721	Undefined
10/15/2014	383.673691	Undefined	371.6059821	Undefined
10/16/2014	355.9766537	Undefined	309.2403495	Undefined
10/17/2014	350.6388998	Undefined	308.602878	Undefined
10/18/2014	351.6991698	Undefined	314.1512143	Undefined
10/19/2014	362.7211737	Undefined	313.9079698	Undefined
10/20/2014	435.0171873	Undefined	319.5091301	Undefined
10/21/2014	372.6515205	Undefined	313.7276251	Undefined
10/22/2014	347.0097308	Undefined	312.8822397	Undefined
10/23/2014	345.3952326	Undefined	309.8435348	Undefined
10/24/2014	375.7129235	Undefined	316.4645121	Undefined
10/25/2014	381.2450297	Undefined	312.2391183	Undefined
10/26/2014	354.1220044	Undefined	307.5471775	Undefined
10/27/2014	347.3182162	Undefined	315.9156913	Undefined

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN D : DATA HASIL KLASIFIKASI KUALITAS GULA
Tabel D. 1 Hasil klasifikasi kualitas gula SVM grid search 80%:20%

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
9/27/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/28/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/29/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/30/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/1/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/2/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/3/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/4/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/5/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/7/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/8/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/9/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/10/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/11/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/12/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/13/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/14/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/15/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Undefined	GKP2	Undefined
10/16/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Undefined	GKP2	Undefined

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
10/17/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/18/2014	Undefined	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/19/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/20/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/21/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/22/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/23/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Undefined	GKP2	Undefined
10/24/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/25/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/26/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/27/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2

Tabel D. 2 Hasil klasifikasi kualitas gula SVM GA 80%:20%

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
9/27/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/28/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Undefined	GKP2	Undefined
9/29/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Undefined	GKP2	Undefined
9/30/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Undefined	GKP2	Undefined
10/1/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
10/2/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Undefined	GKP2	Undefined
10/3/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/4/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/5/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/7/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/8/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Undefined	GKP2	Undefined
10/9/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/10/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/11/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/12/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/13/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/14/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/15/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/16/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/17/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/18/2014	Undefined	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/19/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/20/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/21/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/22/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/23/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Undefined	GKP2	Undefined
10/24/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Undefined	GKP2	Undefined

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
10/25/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/26/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2
10/27/2014	Lolos	GKP2	GKP2	Lolos	GKP2	GKP2

Tabel D. 3 Hasil klasifikasi kualitas gula SVM grid search 60%:40%

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
8/28/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
8/29/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
8/30/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
8/31/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/1/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/2/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/3/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/4/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/5/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/6/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/7/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/8/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/9/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
9/10/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/11/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/12/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/13/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/14/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/15/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/16/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/17/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/18/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/19/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/20/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/21/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/22/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/23/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/24/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/25/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/26/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/27/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/28/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/29/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
9/30/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/1/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
10/2/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/3/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/4/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/5/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/7/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/8/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/9/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/10/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/11/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/12/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/13/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/14/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/15/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/16/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/17/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/18/2014	Undefined	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/19/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/20/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/21/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/22/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/23/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/24/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
10/25/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/26/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2
10/27/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	GKP2	GKP2

Tabel D. 4 Hasil klasifikasi kualitas gula SVM GA 60%:40%

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
8/28/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
8/29/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
8/30/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
8/31/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/1/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/2/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/3/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/4/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/5/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/6/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/7/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/8/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/9/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
9/10/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/11/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/12/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/13/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/14/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/15/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/16/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/17/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/18/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/19/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/20/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/21/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/22/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/23/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/24/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/25/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/26/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/27/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/28/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/29/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
9/30/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/1/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
10/2/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/3/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/4/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/5/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/7/2014	Lolos	GKP1	GKP1	Lolos	Undefined	Undefined
10/8/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/9/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/10/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/11/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/12/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/13/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/14/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/15/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/16/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/17/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/18/2014	Undefined	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/19/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/20/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/21/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/22/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/23/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/24/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined

Tanggal	Kernel: Dot			Kernel: Radial		
	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula	Prediksi BJB	Prediksi ICUMSA	Prediksi Gula
10/25/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/26/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined
10/27/2014	Lolos	Undefined	Undefined	Lolos	Undefined	Undefined

LAMPIRAN E : CONTOH HASIL PERHITUNGAN PREDIKSI SVM

- Data Aktual

X1	X2	Y
35	110	20
45	125	9
40	150	17
37.5	125	12

- Matriks hasil mapping (Kernel Dot)

5075	6525	5800	5437.5
5950	7650	6800	6375
6650	8550	7600	7125
5687.5	7312.5	6500	6093.75

- Fungsi Lagrange

$$(\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4) - (((5075 * \alpha_1 * \alpha_1) + (5950 * \alpha_1 * \alpha_2) + (6650 * \alpha_1 * \alpha_3) + (5687.5 * \alpha_1 * \alpha_4) + (6525 * \alpha_2 * \alpha_1) + (7650 * \alpha_2 * \alpha_2) + (8550 * \alpha_2 * \alpha_3) + (7312.5 * \alpha_2 * \alpha_4) + (5800 * \alpha_3 * \alpha_1) + (6800 * \alpha_3 * \alpha_2) + (7600 * \alpha_3 * \alpha_3) + (6500 * \alpha_3 * \alpha_4) + (5437.5 * \alpha_4 * \alpha_1) + (6375 * \alpha_4 * \alpha_2) + (7125 * \alpha_4 * \alpha_3) + (6093.75 * \alpha_4 * \alpha_4)) / 2)$$

- Nilai bias = 14.5

- Nilai weight X1= 0.348

Nilai weight X2= 0.348

- Hasil prediksi

X1	X2	Y	Hasil prediksi Y
35	110	20	15.30
45	125	9	15.42

X1	X2	Y	Hasil prediksi Y
40	150	17	15.58
37.5	125	12	15.41